

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**ФАКУЛЬТЕТ ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА ПРОМИЛОВОЇ ЕЛЕКТРОНІКИ**

«На правах рукопису»
УДК 621.314

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри

(підпис) Ю.С. Ямненко
(ініціали, прізвище)

“ _____ ” _____ 2018 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

зі спеціальності 171 Електроніка
(код і назва)

спеціалізації Електронні компоненти і системи

на тему: Фільтрація зображень за допомогою вейвлет - перетворень в орієнтованому базисі

Виконав (-ла): студент (-ка) II курсу, групи ДС-71мп
(шифр групи)

Мельниченко Олександр Леонідович
(прізвище, ім'я, по батькові) _____ (підпис)

Науковий керівник проф., д.т.н. Терещенко Тетяна Олександрівна
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) _____ (підпис)

Консультант 1-5 проф., д.т.н. Терещенко Тетяна Олександрівна
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) _____ (підпис)

Рецензент проф., д.т.н., проф., Найда С.А.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) _____ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____
(підпис)

Київ – 2018 року

7. Орієнтовний перелік публікацій 1. Мельниченко О.Л., Панченко М.В. Використання вейвлет-перетворень для обробки зображень / X МІЖНАРОДНА НАУКОВО-

ТЕХНІЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ МОЛОДИХ ВЧЕНИХ «ЕЛЕКТРОНІКА-2017» Збірник статей, ст. 269-272;

2. Терещенко Т.О., Ямненко Ю.С., Мельниченко О.Л., Панченко М.В. Вейвлет-перетворення для фільтрації зображень із відеокамер спостереження. Науковий журнал «Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки», Том 29 (68) № 3 2018, Частина 2, ст. 14-18

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1-5	проф., д.т.н. Терещенко Т.О.		

9. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строки виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Загальний огляд методів я цифрових зображень	16.09.2018	
2	Розбір вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі	30.09.2018	
3	Розробка алгоритму фільтрації на базі вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі	14.10.2018	
4	Розробка програми-моделі для фільтрації зображень	4.11.2018	
5	Аналіз та порівняння результатів фільтрації змодельованих методів	18.11.2018	
6	Модернізація програмного забезпечення системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів	25.11.2018	
7	Розроблення стартап-проекту	30.11.2018	

Студент

(підпис)

Мельниченко О.Л.
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

(підпис)

Терещенко Т.О.
(ініціали, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Метою дослідження є розробка способу та алгоритму фільтрації на базі вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі для підвищення якості фільтрації зображення для розпізнавання номерного знаку автомобілів.

Для порівняння ефективності розробленого алгоритму були використані алгоритми на основі вейвлет-перетворення Хаара, дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворень. Моделювання використаних алгоритмів фільтрації, з метою отримання практичних результатів, проводилось в середовищі Matlab.

Кількісним показником ефективності фільтрації було обрано значення середньоквадратичної помилки, яка обчислювалась для кожного методу при зміні значень порогу від 0 до 100.

В результаті проведення дослідження було отримано зображення відфільтровані використаними методами та залежності середньоквадратичної помилки фільтрації від рівня порогу для двох варіантів задання порогової функції: жорсткого та м'якого. Отримані залежності дозволяють знайти найбільш придатний поріг фільтрації для кожного методу.

Проаналізувавши результати, можна побачити, що метод фільтрації на основі ОБ-перетворення має найменше значення середньоквадратичної помилки, тому є найбільш придатним для використання в системах автоматичного розпізнавання номерних знаків.

Також показано, що м'який спосіб задання порогу краще підходить для фільтрації цифрових зображень.

Ключові слова:

Вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі, фільтрація зображень, система розпізнавання автомобільних знаків

АННОТАЦИЯ

Целью исследования является разработка способа и метода фильтрации на базе вейвлет-преобразования в ориентированном базисе для повышения качества фильтрации изображения для распознавания номерного знака автомобилей.

Для сравнения эффективности разработанного алгоритма были использованы алгоритмы на основе вейвлет-преобразования Хаара, дуального и дуально-комплексного вейвлет-преобразований. Моделирование использованных алгоритмов фильтрации, с целью получения практических результатов, проводилось в среде Matlab.

Количественным показателем эффективности фильтрации был избран значение среднеквадратичной ошибки, которая исчислялась для каждого метода при изменении значений порога от 0 до 100.

В результате проведения исследования были получены изображения отфильтрованные использованными методами и зависимости среднеквадратичной ошибки фильтрации от уровня порога для двух вариантов задания пороговой функции: жесткого и мягкого. Полученные зависимости позволяют найти наиболее подходящий порог фильтрации для каждого метода.

Проанализировав результаты, можно увидеть, что метод фильтрации на основе ОБ-преобразования имеет наименьшее значение среднеквадратичной ошибки, поэтому является наиболее пригодным для использования в системах автоматического распознавания номерных знаков.

Также показано, что мягкий способ задания порога лучше подходит для фильтрации цифровых изображений.

Ключевые слова:

Вейвлет-преобразования в ориентированном базисе, фильтрация изображений, система распознавания автомобильных знаков

SUMMARY

The aim of the study is to develop a method and algorithm for filtration based on a wavelet transform in a targeted basis for improving the quality of image filtering for recognizing the license plate of cars.

To compare the efficiency of the developed algorithm, algorithms based on wavelet transformation were used Haar, dual and dual-complex wavelet transformations. Simulation of the used filtration algorithms, in order to obtain practical results, was carried out in Matlab environment .

A quantitative indicator of the effectiveness of the filtering was selected as the mean- error error, which was calculated for each method when changing threshold values from 0 to 100.

As a result of the study, the image was filtered using the methods used and the dependence of the mean square error of the filter on the threshold level for the two variants of the assignment threshold function: hard and soft . The resulting dependencies allow you to find the most suitable filtration threshold for each method.

After analyzing the results, one can see that the OB-based filtering method has the least value of the mean-square error, so it is most suitable for use in automatic identification systems of license plates.

It is also shown that the method of setting the threshold is better suited for filtering digital images.

Keywords:

Wavelet transform in the oriented basis, image filtering, system of recognition of road signs.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ	3
АННОТАЦІЯ.....	4
SUMMARY	5
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	9
ВСТУП	11
РОЗДІЛ І. МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	17
1.1. Причини виникнення шуму в цифрових зображеннях отриманих з камер відеоспостереження	17
1.2. Огляд існуючих методів фільтрації	19
1.3. Фільтрація на базі вейвлетів	27
1.4. Особливості задачі розпізнання автомобільних номерів.....	29
Висновки до першого розділу.....	33
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ВІД ШУМУ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ.....	35
2.1 Дискретне вейвлет-перетворення Хаара	35
2.2 Дуальне дискретне вейвлет-перетворення	38
2.3 Дуально-комплексне дискретне вейвлет-перетворення	41
2.4. Двовимірне ОБ вейвлет-перетворення	45
Висновки до другого розділу	49
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ	51
3.1. Алгоритм програми	51
3.1.1. Код програми для вейвлет-перетворення Хаара.....	53
3.1.2. Код програми для дуального вейвлет-перетворення	54
3.1.3. Код програми для дуально-комплексного вейвлет-перетворення.....	57
3.1.4. Код програми для вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі	59

3.2. Результати моделювання методів фільтрації	62
3.2.1. Фільтрація зображення від шуму вейвлет-перетворенням Хаара	62
3.2.2. Фільтрація зображення за допомогою дуального вейвлет-перетворення	64
3.2.3. Фільтрація зображення за допомогою дуально-комплексного вейвлет-перетворення.....	66
3.2.4. Фільтрація зображення за допомогою вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі	67
3.3. Порівняння методів вейвлет фільтрації.....	68
Висновки до третього розділу	72
РОЗДІЛ 4. ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ФІЛЬТРАЦІЇ НА БАЗІ ОБ	
ПЕРЕТВОРЕННЯ В СИСТЕМІ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ	
НОМЕРІВ CARGO ENTERPRISE	73
4.1. Автоматизована система управління контрольно транспортним пунктом CarGo Enterprise.....	73
4.2. Підсистема розпізнавання номерних знаків.....	77
4.3. Основні параметри і вимоги до параметрів складових системи розпізнавання.....	78
4.4. Вибір знімальної апаратури для системи розпізнавання автомобільних номерів	80
4.5. Модифікація підсистеми розпізнавання автомобільних номерів	82
Висновки до четвертого розділу.....	83
РОЗДІЛ 5. РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	85
5.1. Опис ідеї проекту	87
5.2. Технологічний аудит ідеї проекту.....	88
5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	88
5.4. Розробка маркетингової програми стартап-проекту	93
Висновки по п'ятого розділу	94
ВИСНОВКИ.....	96

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	98
Додаток А.....	101
Додаток Б	105
Додаток В.....	106
Додаток Г	108
Додаток Д.....	110
ABSTRACT	1

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ВП – вейвлет-перетворення

ОБ – (вейвлет-перетворення в) орієнтованому базисі

ДВП - дискретне вейвлет-перетворення

ISO - International Organization for Standardization

АЦП - Аналого-цифровий перетворювач

RGB - red, green, blue

VHS - Video Home System

3D - 3-dimensional

VMF - векторний медіанний фільтр

МГК - метод головних компонент

АЗС - автозаправна станція

DWT - discrete wavelet transforms

НЧ – низькочастотний (низькі частоти)

ВЧ - високочастотний (високі частоти)

ДКВП - дуально-комплексне вейвлет перетворення

RMSE - Root Mean Square Error

КТП – контрольно-транспортний пункт

ІКБ - інтегрований комплекс безпеки

АРМ - адміністраторські робочі місця

СУБД - система управління базами даних

РСУБД - реляційна система управління базами даних

АСУ - автоматизована система управління

БД - база даних

ПК – персональний комп'ютер

HD - High-Definition

ПЗ – програмне забезпечення

PAL - Phase Alternating Line

DCFR - Draft Common Frame of Reference

SPI - Serial Peripheral Interface

CCTV - Closed Circuit Television

OB – oriented basis

ВСТУП

Актуальність. Цифрова фільтрація зашумлених сигналів і зображень важлива при вирішенні широкого кола науково-технічних завдань. Такі завдання виникають, зокрема, в техніці зв'язку для поліпшення якості прийому переданих повідомлень [28-29].

Найчастіше фільтрація служить для поліпшення візуального сприйняття, але може також використовуватися для спеціалізованих цілей - наприклад, в медицині для збільшення чіткості зображення на рентгенівських знімках, в якості передобробки для подальшого розпізнавання в системах технічного зору. Також фільтрація широко використовується при стисненні відео послідовностей і зображень.

В основі фільтрації лежать алгоритми аналізу і синтезу сигналів, зокрема за допомогою спектральних перетворень та вейвлетів.

Серед спектральних перетворень найбільш розповсюдженим є математичний апарат перетворення Фур'є, але він має ряд обмежень. Фільтри на основі перетворення Фур'є не дозволяють ефективно усувати ізольовані особливості сигналів. У зв'язку з тим, що це перетворення використовує нескінченні гармонійні функції, відомості про ізольовані особливості сигналу містяться у всіх коефіцієнтах перетворення, і відповідні перешкоди дуже складно відфільтрувати. Ці проблеми частково вдається вирішити за рахунок застосування віконного перетворення Фур'є, що дозволяє обмежитися діапазоном, відповідним обраному часовому вікну. Однак при розгляді широкосмугових процесів фіксоване за часом вікно не забезпечує по справжньому локалізований аналіз сигналу, і коригування ізольованої особливості буде приводити до спотворень сигналу.

Крім того, класичний апарат перетворення Фур'є був розроблений для стаціонарних випадкових процесів, чиї характеристики незмінні в часі [24].

Багато процесів в природі є нестационарними, і при їх обробці слід враховувати існуючі обмеження класичного спектрального аналізу.

Так, в 1910 році був запропонований перший ортонормований базис функцій, локалізованих у часі (функції Хаара) [10], а в роботах Л.І. Мандельштама зазначалося, що при розгляді систем з мінливими параметрами замість гармонічних доцільно використовувати інші функції. Ці міркування з часом привели до формування теорії вейвлет-аналізу [4, 9], яка стала свого роду революцією в задачах цифрової обробки сигналів.

На відміну від традиційно вживаного для аналізу сигналів перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення забезпечує двовимірну розгортку досліджуваного одновимірного сигналу, при цьому частота і координата розглядаються як незалежні змінні. В результаті з'являється можливість аналізувати властивості сигналу одночасно в фізичному (час, координата) і в частотному просторах [21].

Починаючи з 1980-х років, теорія вейвлетів перетворилася в наукову концепцію, яка знайшла численні застосування в усіх галузях науки і техніки.

Застосування дискретного вейвлет-перетворення (ДВП) для цифрової фільтрації сигналів і зображень є більш перспективним підходом у порівнянні з перетворенням Фур'є через можливість ефективного усунення локалізованих перешкод. ДВП зазвичай використовується в рамках кратномасштабного аналізу, при цьому здійснюється розкладання сигналу або зображення на складові, які відносяться до різних масштабах спостереження. Після переходу в простір вейвлет-коефіцієнтів проводиться коригування коефіцієнтів, що відносяться до малих масштабах, де найбільшою мірою позначається вплив шуму. Відповідне коригування має здійснюватися на різних рівнях роздільної здатності, і подальше відновлення сигналу в ході зворотного ДВП дозволяє провести його очищення від фонового шуму [19].

Традиційно застосовується обнуління частини коефіцієнтів вейвлет-перетворення. Але цей прийом може бути недостатньо ефективним, приводячи

до спотворень відновленого сигналу або зображення. У науковій літературі обговорюються варіанти різної корекції вейвлет-коефіцієнтів, включаючи способи «жорсткого» та «м'якого» завдання порогової функції в просторі вейвлет-коефіцієнтів [24-30]. Жорсткий варіант передбачає вибір порогового значення S і обнуління тільки тих коефіцієнтів розкладання, які не перевищують по модулю порогове значення. Випадок м'якого варіанту завдання порогової функції передбачає коригування всіх коефіцієнтів. Це дозволяє знизити ефект порушення регулярності сигналу, але впливає на його амплітудні характеристики.

Особливо перспективним є використання вейвлет-перетворення для фільтрації зашумленого зображення, яке знімається за допомогою камер відеоспостереження у системах автоматичного розпізнавання номерних знаків. Для того, щоб підвищити яскравість зображення, наприклад, при зйомці вночі, підвищується параметр чутливості ISO - це характеристика цифрового фотоапарата, яка визначає чутливість сенсора до світла. Виражається в одиницях ISO, які були прийняті ще в плівковій фотографії та були перенесені в цифрову для зручності.

В цифровій фотографії під світлочутливістю розуміють передавальну функцію всієї системи, що включає матрицю, передпідсилювач і алгоритми АЦП. Для цифрових відеокамер і передавальних телекамер, заснованих на аналогічних матрицях, одиниці ISO не застосовуються, а світлочутливість виражається в мінімальній освітленості об'єкту зйомки в люксах, що дозволяє отримувати зображення з допустимим рівнем шумів [2, 3]. У деяких випадках чутливість відеокамер виражається мінімальною освітленістю при певному рівні посилення сигналу в децибелах [4].

Технічно підвищення світлочутливості здійснюється шляхом попереднього посилення електричних сигналів світлочутливої матриці і алгоритмів їх подальшого аналогово-цифрового перетворення в колірний простір фотоапарата, в основному RGB. Тобто насправді, при підвищенні

значення ISO, світлочутливість фотоелементів не збільшується, а посилюється виникаючий в них електричний струм. Як наслідок, при підвищенні світлочутливості виникають шуми, які треба відфільтрувати, щоб отримати якісне зображення.

Існуючі на сьогоднішній день методи фільтрації не завжди забезпечують якість зображення, необхідну для використання в системах розпізнавання автомобільних номерів.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота виконана на кафедрі промислової електроніки НТУУ «КПІ» ім. Ігоря Сікорського відповідно до завдань держбюджетної теми МОН України «Теоретичні засади обробки дискретних функцій з модульним аргументом та використання їх для моніторингу біотелеметричних показників людини в надзвичайних ситуаціях» (ДР №0115U000352).

Мета і завдання досліджень. Метою роботи є розробка способу та алгоритму фільтрації для підвищення якості фільтрації зображення для розпізнавання номерного знаку автомобілів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Проаналізувати існуючі на сьогоднішній день методи фільтрації зображень.
2. Оцінити можливості застосування вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі для фільтрації зображення отриманого з камери відеоспостереження.
3. Порівняти ОБ з іншими методами заснованими на вейвлет-перетворенні.

В результаті будуть розроблені алгоритми фільтрації на основі вейвлет-перетворення, які дозволять видаляти шум з зображення, при цьому не спотворюючи значно контури зображених об'єктів і їх деталізацію. Також вони ефективно відфільтровують шуми зі спектрами, відмінними від білого.

Об'єктом дослідження є явище цифрового шуму, який виникає внаслідок поганих умов зйомки та недосконалості знімальної апаратури.

Предметом дослідження є фільтрація завад типу білого шуму за допомогою вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі.

Методи дослідження. Для досягнення поставленої мети було використано декілька методів заснованих на вейвлет-перетворенні: вейвлет-перетворення Хаара, дуальне вейвлет-перетворення, дуально-комплексне вейвлет-перетворення та вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше запропоновано спосіб фільтрації зображень, заснований на вейвлет-перетворенні в орієнтованому базисі, який забезпечує якісну фільтрацію від шуму без значних спотворень деталей зображення.
2. Вперше проведено порівняння запропонованого метода та відомих методів фільтрації для одного зображення з різними способами задання порогової функції та різними значеннями порогу з метою обрання найбільш придатного для вирішення проблеми якості фільтрації зображення.

Практичне значення одержаних результатів:

1. Розроблено алгоритми фільтрації, заснованих методах вейвлет-перетворення Хаара, дуальному, дуально-комплексному вейвлет-перетворенні та ОБ-перетворенні.
2. Показано, що розроблений новий спосіб фільтрації зображень заснований на вейвлет-перетворенні в орієнтованому базисі, може бути ефективно використаний в системах автоматичного розпізнавання автомобільних номерних знаків.

Особистий внесок магістранта

Проведено порівняння декількох методів фільтрації зображень, заснованих на вейвлет-перетворенні. Показано перспективність застосування ОБ-перетворення для фільтрації цифрових зображень, знятих камерою

відеоспостереження, яка використовується в системі автоматичного розпізнавання автомобільних номерних знаків.

Апробація результатів дисертації.

Основні результати роботи доповідалися та обговорювалися на X міжнародній науково – технічній конференції молодих вчених «Електроніка – 2017» (м. Київ, Україна 2017 р.).

Публікації. Основний зміст дисертаційної роботи відображено у 2 наукових працях:

1. Мельниченко О.Л., Панченко М.В. - «Використання вейвлет-перетворень для обробки зображень». - X МІЖНАРОДНА НАУКОВО-ТЕХНІЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ МОЛОДИХ ВЧЕНИХ «ЕЛЕКТРОНІКА-2017» Збірник статей, ст. 269-272

2. Терещенко Т.О., Ямненко Ю.С., Мельниченко О.Л., Панченко М.В. – «Вейвлет-перетворення для фільтрації зображень із відеокамер спостереження». - Науковий журнал «Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки», Том 29 (68) № 3 2018 Частина 2, ст. 14-18.

Структура та обсяг дисертаційної роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних літературних джерел, додатків. Загальний об'єм становить 111 сторінок, в тому числі 86 сторінок основного тексту. Робота містить 31 рисунок та 20 таблиць, 5 додатків та список використаних джерел з 31 найменування.

РОЗДІЛ І. МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1. Причини виникнення шуму в цифрових зображеннях отриманих з камер відеоспостереження

Шум зображення являє собою випадкову зміну яскравості або інформації про колір в зображеннях і зазвичай є аспектом електронного шуму. Шум зображення є небажаним побічним продуктом захоплення зображення, який приховує бажану інформацію. [1]

Світло, що падає на матрицю відеокамери, перетворюється спочатку в електричний сигнал. В результаті подальших перетворень виходить цифрове зображення. Поряд з "корисними" електричними сигналами в матриці завжди присутні сигнали шуму.

Найпоширеніші типи шумів:

- білий шум - сигнал, відліки якого не корелюють один з одним, і його різновид - білий гаусівський шум, який виникає, зокрема, при поганих умовах прийому сигналу і описується наступною функцією щільності розподілу амплітуд:

$$p(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}},$$

де d - амплітуда шуму, а σ - параметр розподілу.

- імпульсний шум - випадкові ізольовані точки на зображенні, значення яких значно відрізняється від значень оточуючих їх точок (зазвичай виникає при передачі по аналоговим каналам).

- кольорові плями - характерні для аналогового сигналу (наприклад, присутні в відеозображенні, оцифрованому з відеокасет VHS). [4]

Серед причин шуму можна виділити:

1. Витік заряду внаслідок дефектів потенційного бар'єру, що призводить до появи дефектів у вигляді чорних крапок на білому тлі.

2. Темновий струм, який виникає внаслідок термоелектронної емісії і «тунельного» ефекту в сенсорі при подачі потенціалу на електрод, під яким формується потенційна яма, що призводить до появи білих точок на темному тлі. «Темновим» даний струм називається тому, що складається з електронів, що потрапили в яму при відсутності світлового потоку. Білі дефекти особливо проявляються при великих експозиціях. Основна причина виникнення темного струму - це домішки в кремнієвій пластині або пошкодження кристалічної решітки кремнію. Чим чистіше кремній, тим менше темновий струм. На темновий струм впливає температура елементів камери, електромагнітні наведення, як зовнішні, так і внутрішні, від самої камери. При збільшенні температури на 6-8 градусів значення темного струму подвоюється.

3. Стохастична природа взаємодії фотонів світла з атомами матеріалу фотодіодів сенсора.

4. Дефектні пікселі, які виникають при виробництві фотосенсорів (недосконалість технології) і завжди знаходяться в одному і тому ж місці. Для усунення їх негативного впливу використовуються математичні методи інтерполяції, коли замість дефектного «підставляється» або просто сусідній елемент, або середнє по прилеглим елементів, яке значення, обчислене більш складним способом. звисно обчислене значення відрізняється від фактичного і погіршує різкість кінцевого зображення.

На величину шуму впливає:

- Фізичний розмір пікселя. Чим більше пікселів містить матриця, тим менше площа кожного пікселя, тому піксель отримає менше світла. Співвідношення "корисний" сигнал /шум буде менше, і шум буде помітнішим.

- Час експонування. Рівень цифрових шумів сильно залежить від температури матриці, чим вище температура , тим вище рівень шуму на

зображенні. При тривалій витримці (1 секунда і більше) рівень цифрових шумів зростає.

- Чутливість матриці (ISO). Фактично чутливість матриці постійна. Збільшуючи ISO, змінюється коефіцієнт підсилення сигналу. А при підсиленні сигналу виникає більше шуму. [3]

1.2. Огляд існуючих методів фільтрації

Для того, щоб зменшити рівень шуму в зображенні необхідно використовувати камери з більш світлочутливими матрицями, які дозволяють вести зйомку при більш високому значенні параметра ISO без помітних спотворень. Однак вони коштують значно дорожче. Щоб поліпшити якість зображення без покупки дорогих відеокамер використовують програмні алгоритми шумозаглушення.

Фільтри шумозаглушення діляться на просторові і часові: перші виконують усереднення пікселів по кожному окремому кадру (зображення), а другі - між декількома послідовними кадрами. У часових фільтрах часто використовуються алгоритми детектування і / або компенсації руху. На практиці зазвичай використовується поєднання просторового і часового методів шумозаглушення - так званий, 3D-фільтр. При цьому в більшості існуючих алгоритмів першим застосовується просторовий фільтр, оскільки після його роботи процедура виявлення руху в часовому фільтрі стає простіше і точніше, і, як наслідок, часове шумозаглушення стає більш ефективним. Хоча зворотний порядок застосування теж має свої переваги: часовий фільтр пропрацювавши спочатку знизить загальний рівень шуму і запобігає зайвому розмиттю, характерне для будь-якого просторового фільтра.

Можна виділити наступні базові підходи до просторового шумозаглушення:

1. Лінійне усереднення пікселів по сусідах,

2. Медіанна фільтрація,
3. Математична морфологія,
4. Гаусове розмиття,
5. Метод головних компонент,
6. Анізотропна дифузія.

Лінійне усереднення пікселів

Найпростіша ідея видалення шуму - усереднювати значення пікселів в просторовій околиці. Для кожного пікселя аналізуються сусідні для нього пікселі, які розташовуються в деякому прямокутному вікні навколо цього пікселя (див. рис.1.1.а). Чим більший взятий розмір вікна, тим сильніше відбувається усереднення. Найпростіший варіант фільтрації - в якості нового значення центрального пікселя брати середнє арифметичне всіх тих його сусідів, значення яких відрізняється від значення центрального не більше ніж на деякий поріг. Чим більше величина цього порогу, тим сильніше відбувається усереднення.

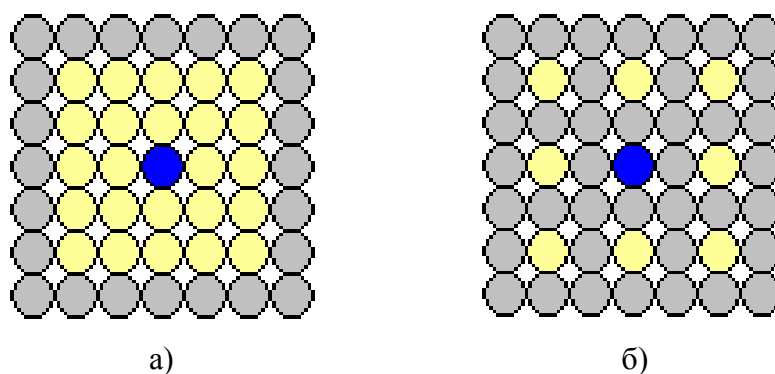


Рис.1.1. а) звичайний вид вікна; б) вид вікна в алгоритмі Де Хаана

Замість середнього арифметичного сусідів можна брати їх зважену суму, де ваговий коефіцієнт кожного сусіднього пікселя залежить або від відстані в пікселях від нього до центрально пікселя, або від різниці їх значень. Ці алгоритми дуже прості, але вони не дають позитивного результату.

Модифікація цього методу була запропонована Де Хааном. Він запропонував в якості значення центрального пікселя також брати зважену суму сусідніх пікселів, тільки сусідів брати не підряд, а через один або два пікселя (див. рис.1.1.б). Стверджується, що при такому підході вдається придушити низькочастотний шум, який помітніший на око, ніж високочастотний.

Аналогічно можна застосовувати цей метод в часовій області, тільки усереднення буде проводитися вже між сусідніми кадрами, і вікно відповідно буде братися за часом (тобто кожен піксель буде усереднюють по пікселям, розташованим в тій же позиції в сусідніх кадрах). У загальному вигляді таку схему шумозаглушення можна виразити наступною формулою

$$\tilde{F}(x,t) = \sum_{i=-T_1}^{T_2} k_i F(x,t+i) / \sum k_i,$$

де x - піксель, а t - номер кадру. Вага k_i можуть братися в залежності від близькості значень пікселів і відстані між кадрами. Також усереднення може проводитися рекурсивно:

$$\tilde{F}(x,t) = kF(x,t) + (1-k)\tilde{F}(x,t-1),$$

де $\tilde{F}(x,t-1)$ - значення, підраховане для цього пікселя в попередньому кадрі.

Для запобігання виникнення ореолів навколо рухомих об'єктів, про які було сказано вище, в часові фільтри вбудовують алгоритми визначення руху. При цьому можливі два варіанти: просте детектування руху (пікселі в рухомих блоках просто залишаються без зміни, і шум уздовж рухомих об'єктів не пригнічується) або побудова скомпенсованого попереднього і / або наступного кадру і змішування поточного з ним. В останньому випадку компенсація руху повинна бути виконана якісно, інакше будуть артефакти на місці неправильно знайдених блоків.

Медіанна фільтрація

Медіанна фільтрація - це стандартний спосіб придушення імпульсного шуму. Для кожного пікселя в деякому його оточенні (вікні) шукається медіанне значення і присвоюється цьому пікселю. Визначення медіанного значення: якщо масив пікселів впорядкувати за їх значенням, медіаною буде серединний елемент цього масиву. Розмір вікна відповідно повинен бути непарним, щоб цей серединний елемент існував.

Медіану також можна визначити формулою:

$$med = \arg \min \sum_{f_j \in W} |f_i - f_j|,$$

де W - безліч пікселів, серед яких шукається медіана, а f_i - значення яскравості цих пікселів.

Для кольорових зображень використовується векторний медіанний фільтр (VMF):

$$med = \arg \min \sum_{F_j \in W} d(F_i, F_j),$$

де F_i - значення пікселів в тривимірному колірному просторі, а d - довільна метрика (наприклад, евклідова).

Однак медіанний фільтр розмиває дрібні деталі, величина яких менше розміру вікна для пошуку медіани.

Математична морфологія

Шумозаглушення можна також здійснювати з використанням двох основних морфологічних операцій: звуження (erosion) і розширення (dilation), а також їх комбінацій - закриття (closing) і розкриття (opening). Розкриття (спочатку звуження, потім розширення) прибирає виступи на кордонах об'єктів, а закриття (спочатку розширення, потім звуження) заповнює отвори всередині і на кордонах.

Спочатку по вихідному зображенню I обчислюється нове зображення I' , рівне напівсумі відкриття-закриття і закриття-відкриття вихідного зображення. Отримаємо згладжене зображення, яке не містить шуму. Тоді зображення D , рівне різниці I і I' , буде містити весь шум і всі ті деталі вихідного зображення, розмір яких менше розміру структурного елементу, застосованого при морфологічних операціях. Припускаючи, що амплітуда у шуму менше, ніж у деталей, обнуляються всі значення в D , менші деякого порогу, і знову складається з I' .

Зображення, оброблені цим методом, виглядають дещо штучним, тому для обробки фотореалістичних зображень він не підходить.

Гаусівське розмиття

Гаусівське розмиття - це згортка зображення з функцією

$$g(x, y) = Ae^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}},$$

де параметр s задає ступінь розмиття, а параметр A забезпечує нормування.

Фактично, це те ж усереднення, тільки піксель змішується з оточуючими за певним законом, заданим функцією Гаусса. Матричний фільтр, порахований за вказаною формулою, називається гауссіаном; чим більше його розмір, тим сильніше розмиття (при фіксованому s). Оскільки даний фільтр сепарабельний, тобто представимо у вигляді

$$g(x, y) = f_1(x) \cdot f_2(y),$$

то згортку можна робити послідовно по рядках і по стовпцях, що призводить до значного прискорення роботи методу при великих розмірах фільтра.

Поблизу кордонів (контурів на зображенні) такий фільтр застосовувати не можна, щоб не змазати деталі зображення. Як наслідок уздовж кордонів залишається зашумлений контур.

Можна трохи модифікувати цей метод для кращої адаптації до кордонів: шукати в кожному вікні найкращий напрямок розмиття (наявність кордону),

обчислюючи похідні за напрямками, і застосовуючи в даному вікні спрямований Гауссіан уздовж знайденого кордону. В результаті розмиття буде проводитися вздовж кордонів зображення, і зашумленого контуру не буде.

Метод головних компонент

Метод головних компонент (МГК) дозволяє виділити структуру в багатовимірному масиві даних і застосовується в основному для розпізнавання або для стиснення зображень. В області шумозаглушення цей підхід є досить новим і мало дослідженим. Працює він найкраще для зображень з білим гаусівським шумом.

Метод головних компонент полягає в знаходженні таких базисних векторів досліджуваного багатовимірного простору, які б найкращим чином відображали розташування деяких вихідних даних в цьому просторі (характеризували ці дані).

Нехай задано N -мірний простір і M векторів в ньому. Під набором даних будемо розуміти вектор, складений з i -ої координати всіх векторів. Отже, нехай у нас є N наборів даних, відповідаючих N вимірам. Спочатку будується матриця коваріацій для цих наборів і шукається її власні вектори і власні значення. Ортонормований базис з N власних векторів і буде шуканим базисом, максимально наближаючим вихідні дані, іншими словами, що відображає їх структуру в N -вимірному просторі. Причому, чим більше власне значення, тим сильніше відображає характер розташування даних відповідний власний вектор.

Власний вектор, відповідний максимальному власному значенню, називається головною компонентою і визначає основний напрямок, уздовж якого розташовані дані. З іншого боку, власні вектори, для яких відповідне власне значення мале, практично ніяк не відображають характер розташування даних. Виключивши з нового базису власні вектори з найменшими власними значеннями, можна зменшити розмірність вихідних даних без особливих втрат

для них. Таким чином, МГК забезпечує найкраще наближення вихідних даних мінімальним числом базисних векторів. На зменшенні розмірності і ґрунтуються алгоритми стиснення.

Застосування даного методу для шумозаглушення виглядає наступним чином: всі зображення розбиваються на блоки. Блоки обробляються незалежно, тому вони повинні розташовуватися з невеликим перекриттям, щоб уникнути артефактів блочності при їх стикуванні. Пікселі блоку $N \times N$ утворюють вектор довжини N^2 .

Далі, навколо кожного блоку розглядається деяке вікно, з якого вибираються всі можливі блоки того ж розміру, що і центральний. Вектори, відповідні цим блокам разом з центральним, утворюють вихідний набір даних, для якого застосовується описаний вище алгоритм МГК. Будується матриця коваріацій, шукаються власні вектори і власні значення, і потім проводиться сортування векторів по спадаючій власних значень. Шумозаглушення здійснюється шляхом зменшення довжин власних векторів і / або їх обнуління в залежності від величини відповідних власних значень.

Відновлення вихідного зображення з урахуванням зроблених змін проводиться в два етапи: спочатку вихідні дані приводяться до нового базису з власних векторів (якщо частина власних векторів була обнулена, то в результаті вийдуть дані меншої розмірності), потім назад до колишнього базису. При цьому якщо власні вектори не змінювалися, відновлені дані будуть точно збігатися з вихідними.

Знайдені таким способом вектори будуть відповідати основним напрямкам візерунка (кордонів, деталей) на даній області зображення. Оскільки шум розподілений по зображенню хаотично, без будь-якої системи, йому будуть відповідати власні вектори з маленькими власними значеннями. Пригнічуючи їх, буде зменшуватися амплітуда значень пікселів в цьому напрямку, а отже, придушуватися і шум. Саме тому метод головних компонент добре справляється лише з білим шумом: у шуму не повинно бути ніякої структури,

інакше МГК прийме його за візерунок і не придушить.

Анізотропна дифузія

Основна ідея даного підходу полягає в наступному. Яскравість кожного пікселя інтерпретується як значення температури в даній точці зображення, таким чином, всі зображення представляються у вигляді карти температур. Шумозаглушення проводиться шляхом вирівнювання температур (фактично, інтенсивностей пікселів) за допомогою моделювання процесу теплопереносу:

$$I_t = c \cdot \Delta I,$$

де c - коефіцієнт теплопровідності, а ΔI - різниці яскравостей (температур) двох пікселів.

Так як на кордонах деталей зображення, як правило, відбувається значна зміна яскравості, коефіцієнт теплопровідності буде невеликим і, як наслідок, перенесення тепла через кордон буде мінімальним. Іншими словами, розмиття кордонів не відбудеться. На рівних зашумлених областях, навпаки, зміна яскравості пікселів незначна, тому такі області будуть добре згладжені. Проаналізувавши все вище сказане, можна визначити переваги і недоліки кожного методу, які наведені в табл. 1.1.

Таблиця 1.1

Метод	Переваги	Недоліки
Лінійне усереднення пікселів по сусідах,	Простота реалізації	Сильно розмиває контури деталей зображення
Медіанна фільтрація,	Ефективно фільтрує імпульсні шуми	Сильно спотворює контури деталей зображення
Математична морфологія,	Ефективно видаляє шуми не зачіпаючи значно деталі зображень	Погіршує кольоропередачу зображення
Гаусівське розмиття,	Більш ефективний ніж лінійне усереднення без значних обчислювальних витрат	Залишає зашумлений контур зображення
Метод головних компонент,	Ефективно видаляє білий шум	Не працює з іншими видами шумів
Анізотропна дифузія.	Не розмиває межі зображення	спотворює вміст всередині контуру зображення

1.3. Фільтрація на базі вейвлетів

Фільтрація зображень на базі вейвлет-перетворень відбувається в декілька етапів. Спочатку зображення представляється у вигляді двовимірної матриці. Застосовується пряме вейвлет-перетворення до кожного рядка, а потім і стовпця матриці зображення. Після перетворення всі дрібні деталі зображення поряд з шумом будуть міститися в високочастотних коефіцієнтах отриманих матриць вейвлет-коефіцієнтів, тому шумозаглушення проводиться шляхом зменшення значень вейвлет-коефіцієнтів невеликої амплітуди. Загальну схему шумозаглушення за допомогою дискретного вейвлет-перетворення (ДВП) ілюстровано на рис. 1.2 [14].

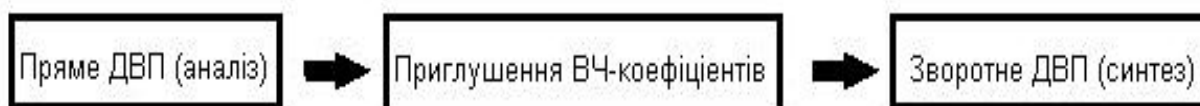


Рис. 1.2. Загальна схема зменшення шуму на основі вейвлет-перетворення

Зменшення значень вейвлет-коефіцієнтів здійснюється їх порівнянням з деякою пороговою функцією. Розглянемо два варіанти завдання порогової функції (рис.1.3):

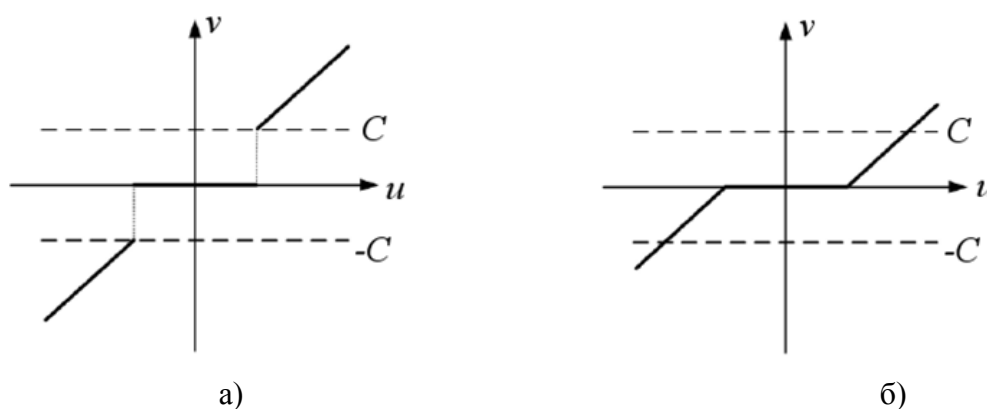


Рис. 1.3. Задання порогової функції при вейвлет-фільтрації: *а* – «жорсткий» варіант задання порогової функції; *б* – «м'який» варіант задання порогової функції

1) Жорсткий:

$$v(u) = \begin{cases} u, & |u| \geq C, \\ 0, & |u| < C. \end{cases}$$

При використанні такої порогової функції залишаються незмінними великі по модулю (найбільш значущі) вейвлет-коефіцієнти, і обнуляються малі. При цьому вважається, що малі коефіцієнти характеризують перешкоди, а великі - інформаційний сигнал. На практиці такий поділ коефіцієнтів не є однозначним, і серед малих також присутні коефіцієнти, що відображають різні деталі інформаційного сигналу. Їх обнуління призводить до виникнення різних спотворень.

Головним недоліком жорсткого варіанта завдання порогової функції є наявність розривів, що призводять до порушення регулярності сигналу на етапі його синтезу. Однак при цьому великі коефіцієнти не змінюються, і фільтрація не призводить до зміни амплітуди відновленого сигналу.

2) М'який:

$$v(u) = \begin{cases} u - C, & u \geq C, \\ u + C, & u \leq -C, \\ 0, & |u| \leq C. \end{cases}$$

Випадок м'якого варіанту задання порогової функції дозволяє уникнути розривів, але передбачає коригування всіх коефіцієнтів. Це дозволяє знизити ефект порушення регулярності сигналу, але впливає на його амплітудні характеристики. Тим не менш, у багатьох задачах, що відносяться до передачі інформації, остання обставина не є критичною - аудіо-сигнал, що пройшов процедуру вейвлет-фільтрації, може бути посилений до необхідного рівня гучності, яскравість і контрастність відео-сигналу також можуть бути налаштовані відповідно до необхідних вимог. З цієї причини підвищення якості очищення сигналів від перешкод є більш важливим, ніж збереження незмінною амплітуди сигналу.

Для тих застосувань, де важливо зберегти незмінними амплітудні характеристики, такий підхід непридатний, проте існують завдання, де важливіше зберегти регулярність сигналу, ніж точно відтворити його амплітуду. Прикладом служить фільтрація зображень від різних перешкод, де метод «м'якого» завдання порогової функції є широко використовуваним підходом [30].

1.4. Особливості задачі розпізнання автомобільних номерів

Область застосування систем автоматизованого розпізнавання автомобільних номерів досить різноманітна. Перш за все, розпізнавання номера автомобіля буде корисно на станціях технічного обслуговування, АЗС, автомийках, складах, підприємствах, паркінгах.

Система розпізнавання номерів автомобілів має свої переваги:

- значне підвищення рівня безпеки та контролю автомобільного транспорту на об'єкті;
- виключається можливість для третіх осіб проникнути на територію, що охороняється використовуючи підроблені або викрадені магнітні пропуски або електронні брелоки.
- автоматичне ведення звітності про транспортні засоби з можливістю формування численних звітів;
- можливості віддаленого доступу дозволяють керівництву організації контролювати роботу службовців.

Функції, які може виконувати така система автоматичного розпізнавання автомобільних номерів досить різноманітні:

- контроль в'їзду і виїзду на контрольовану територію;
- обмеження виїзду з території підприємства, наприклад, автостанції, клієнта, який не здійснив оплату;
- здійснення контролю завантаження сервісної зони [6].

Ці системи базуються на принципі роботи систем розпізнавання тексту. Для розпізнавання шрифту тексту використовується методи контурного аналізу. Контур букви або цифри з вхідного зображення порівнюються з контуром цього ж символу в різних шрифтах.

Алгоритм можна поділити на 3 етапи: попередня обробка зображення, виділення символів тексту на зображенні і порівняння контурів.

Передобробка зображення. Насамперед вхідне зображення переводиться в градації сірого. Далі використовується медіанний фільтр, для видалення шумів (рис. 1.4). Наступний крок містить в собі бінаризація зображення або переведення зображення в чорно-біле (рис. 1.5). Бінаризація проводиться по пороговому значенню яскравості пікселя.

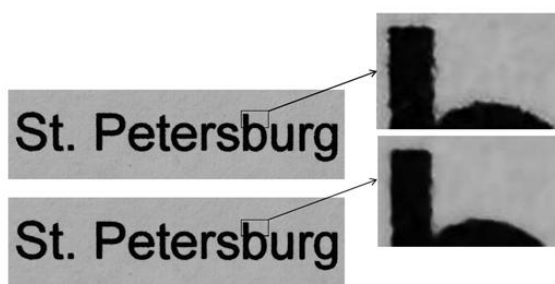


Рис. 1.4. Фільтрація шумів



Рис. 1.5. Бінаризація зображення

Виділення символів. На даному етапі відбувається виділення кожного символу в окреме зображення. За допомогою детектора границь Кенні на зображенні виділяються границі всіх об'єктів (рис.1.6).



Рис. 1.6. Виділення границь

Потім потрібно отримати контури об'єктів у вигляді набору точок з координатами. Маючи набір точок для кожного контуру можна визначити найменший прямокутник, який буде містити область всередині контуру (рис. 1.7).

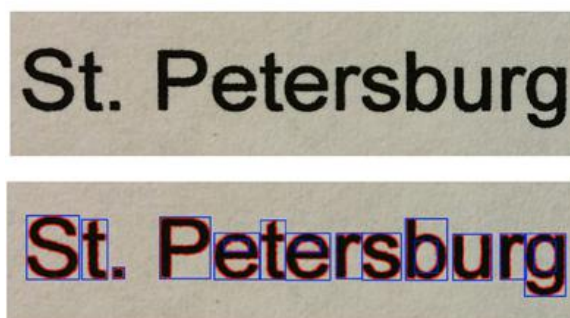


Рис. 1.7. Виділення контурів

Прямокутник буде знову представлений у вигляді набору точок його контуру. Використовуючи цю інформацію, виділяється на початковому зображенні контур кожного прямокутника і зберігається внутрішня область у вигляді нового зображення (рис. 1.8).



Рис. 1.8. Виділені об'єкти

Порівняння контурів. Контур кожного символу порівнюється з контуром цього ж символу в різних шрифтах. Принцип роботи наступний: на вхід подається два контури, а на виході чисельне значення. Чим більше число, тим менше схожі контури. В основі алгоритму лежить порівняння точок контурів між собою (рис. 1.9).



Рис. 1.9. Порівняння контурів

Відшукуються схожі точки і будується гістограма відмінностей, по якій зчитується відстань[29].

Сучасні системи розпізнавання автомобільних номерів можуть правильно визначити символи, зображені на номері з ймовірністю до 95%. Однак це максимальний рівень розпізнання, який досягається при виконанні наступних процедур:

- мінімізація зміщення відеокамери від осі руху автомобіля шляхом установки оптимального кута нахилу між віссю сектора огляду відеокамери і перпендикуляром на номерну пластину. При цьому оптимальні значення для горизонтального кута - 0 градусів (максимум до 20 градусів), для вертикального - 20 градусів (максимально до 30 градусів);
- забезпечення достатньої (мінімум 10 пікселів) висоти символів номерного знака на номері автомобіля,
- забезпечення необхідного рівня освітленості ділянки, де виконується зчитування інформації з номерного знака автомобіля.

Для високого ступеня визначення номерів транспорту необхідно, щоб мінімальне значення рівня освітленості становило не менше 50 люкс (рекомендується не менше 150 люкс). Перевагу слід віддавати розсіяному (дифузному) освітленню у видимому діапазоні світла замість фронтального підсвічування самої відеокамери. Можливе застосування і інфрачервоного підсвічування, проте інтенсивність відображення номерної пластини залежить від рівня забруднення номера (граничне значення ступеня рівномірного

забруднення номера з контрастністю зображення номерний пластини має становити не більше 10%). При цьому ступінь нерівномірного забруднення з співвідношенням площі забруднених ділянок до площі пластини з номером автотранспортного засобу не повинно перевищувати 12%.

В умовах повсякденної експлуатації не завжди вдається дотриматися цих процедур через зміну погодних умов або часу доби, які впливають на освітленість ділянки. Недостатня освітленість впливає на рівень шуму, який буде присутній в зображенні.

Частково цю проблему можна вирішити використанням чорно-білих камер, які мають високу світлочутливість. Більшість стандартних моделей чорно білих камер мають світлочутливість на рівні 0,4 - 0,01 люкс. Кольорові моделі за цим параметром значно поступаються. Для передачі помітного кольорового зображення необхідна освітленість 0,2 - 3 люкса, що відповідає легким сутінкам.

Однак загальноприйняті методи фільтрації, що використовуються для видалення шумів на сьогоднішній день досить сильно змазують контури кордонів зображення, тим самим зменшуючи ймовірність успішного розпізнавання символу.

Висновки до першого розділу

Проведене дослідження показало, що більшість відомих методів фільтрації не забезпечують необхідної якості зображень, які потрібні для подальшої обробки системою розпізнавання автомобільних номерів. Отже, було поставлено задачу покращення якості зображення, отриманого з камер відеоспостереження, що використовується у системі розпізнавання номерних знаків. Використання алгоритмів фільтрації на базі вейвлет-перетворень може вирішити дану проблему. Вейвлет-фільтрація менше спотворює дрібні деталі зображення, а також контури границь об'єктів зображення. Тому було обрано

особливо перспективне вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі. Також було обрано систему розпізнання автомобільних номерних знаків, яка може використовувати в собі розроблений у даній роботі інноваційний метод.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБАЖЕНЬ ВІД ШУМУ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

2.1 Дискретне вейвлет-перетворення Хаара

Вейвлет Хаара є одним з перших відомих ортогональних вейвлетів. Материнський вейвлет у нього має вигляд прямокутних імпульсів меандру (значення 1 в інтервалі $[0,0.5]$ і -1 в інтервалі $[0.5,1]$). скейлінг-функція (рис. 2.1) має значення 1 в інтервалі $[0,1]$ і 0 за межами цього інтервалу. Вейвлети Хаара добре локалізовані в просторі, але не дуже добре локалізовані в частотній області, оскільки меандр має широкий спектр частот (теоретично нескінченний) [7].

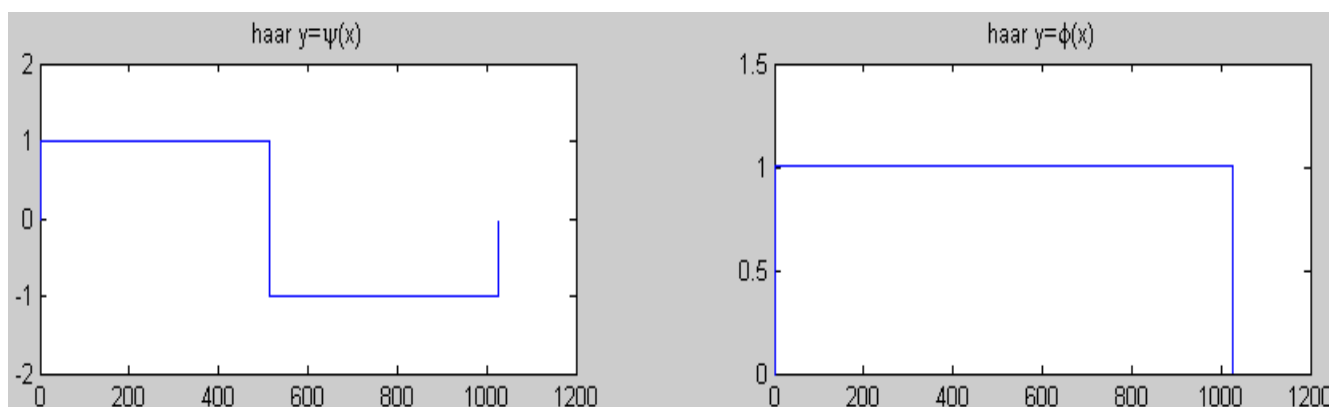


Рис.2.1 Материнський вейвлет і скейлінг-функція вейвлета Хаара

Перетворення Хаара в загальному вигляді для одновимірного сигналу (відліків) виглядає наступним чином. Нехай s є одновимірний дискретний сигнал S . Кожній парі елементів з індексами $2j$ і $2j+1$, $j \in \mathbb{Z}$, поставимо у відповідність два значення:

$$a_{j,k} = \frac{s_{j,2k} + s_{j,2k+1}}{2}, \quad d_{j,k} = \frac{s_{j,2k} - s_{j,2k+1}}{2}, \quad (2.1)$$

де $a_{j,k}$ і $d_{j,k}$ вейвлет-коефіцієнти сигналу S .

Розглянемо двовимірний сигнал як s -матрицю кінцевого розміру. Застосуємо до кожного рядка матриці один крок одновимірного вейвлет-перетворення. В результаті отримаємо дві матриці, рядки яких містять апроксимуючу і деталізуючу складові рядків вихідної матриці. До кожного стовпчика обох матриць також застосуємо крок одновимірного перетворення. В результаті виходить чотири матриці (рис. 2.2). Перша є апроксимуючою складовою вихідного сигналу (огрубілим варіантом), інші три містять деталізуючу інформацію - вертикальну, горизонтальну і діагональну [12] .

Таким чином, двовимірне перетворення зводиться до композиції одновимірних перетворень.

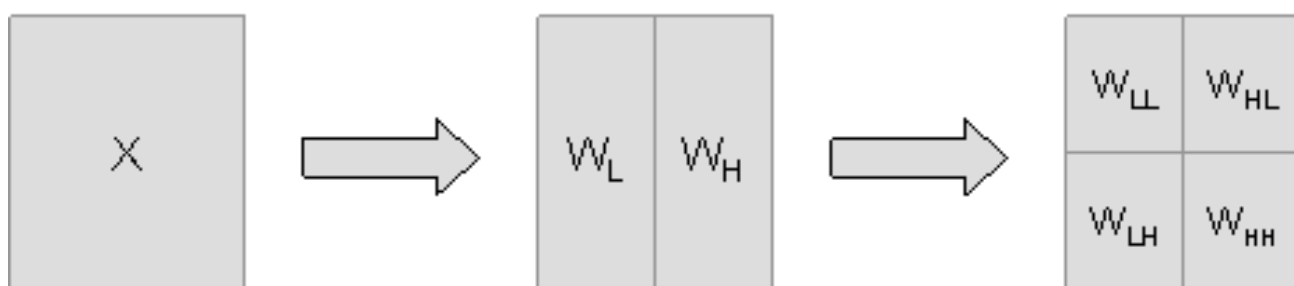


Рис. 2.2 Схема двовимірного вейвлет-перетворення

Наприклад, для s -матриці:

$$s = \begin{vmatrix} 15 & 18 & 12 & 16 \\ 17 & 13 & 16 & 18 \\ 16 & 14 & 17 & 17 \\ 14 & 15 & 17 & 16 \end{vmatrix}$$

На першому етапі при застосуванні вейвлет-перетворення до кожного рядка вихідної матриці отримуємо 2 матриці:

$$W_L = \begin{vmatrix} (15+18)/2 & (12+16)/2 \\ (17+13)/2 & (16+18)/2 \\ (16+14)/2 & (17+17)/2 \\ (14+15)/2 & (17+16)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 16,5 & 14 \\ 15 & 17 \\ 15 & 17 \\ 14,5 & 16,5 \end{vmatrix}$$

$$W_H = \begin{vmatrix} (15-18)/2 & (12-16)/2 \\ (17-13)/2 & (16-18)/2 \\ (16-14)/2 & (17-17)/2 \\ (14-15)/2 & (17-16)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} -1,5 & -2 \\ 2 & -1 \\ 1 & 0 \\ -0,5 & 0,5 \end{vmatrix}.$$

Далі застосовуємо перетворення Хаара до кожного стовпця матриць W_L, W_H та отримуємо матриці $W_{LL}, W_{LH}, W_{HL}, W_{HH}$:

W_{LL} характеризує низькочастотну складову

$$W_{LL} = \begin{vmatrix} (16,5+15)/2 & (14+17)/2 \\ (15+14,5)/2 & (17+16,5)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 15,75 & 15,5 \\ 14,75 & 16,75 \end{vmatrix},$$

W_{LH} - вертикальне відхилення

$$W_{LH} = \begin{vmatrix} (16,5-15)/2 & (14-17)/2 \\ (15-14,5)/2 & (17-16,5)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0,75 & -1,5 \\ 0,25 & 0,25 \end{vmatrix},$$

W_{HL} - горизонтальне відхилення

$$W_{HL} = \begin{vmatrix} (-1,5+2)/2 & (-2-1)/2 \\ (1-0,5)/2 & (0+0,5)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0,25 & -1,5 \\ 0,25 & 0,25 \end{vmatrix},$$

W_{HH} - діагональне відхилення

$$W_{HH} = \begin{vmatrix} (-1,5-2)/2 & (-2+1)/2 \\ (1+0,5)/2 & (0-0,5)/2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} -1,75 & 0,5 \\ 0,75 & -0,25 \end{vmatrix}.$$

Реконструкція вихідної матриці відбувається в зворотному порядку за формулами:

$$s'_{j,k} = a_j + d_j, \quad s'_{j,2k+1} = a_j - d_j$$

Перший етап реконструкції початкового сигналу:

$$W_L = \begin{vmatrix} (15,75 + 0,75) & (15,5 + (-1,5)) \\ (14,75 + 0,25) & (16,75 + 0,25) \\ (15,75 - 0,75) & (15,5 - (-1,5)) \\ (14,75 - 0,25) & (16,75 - 0,25) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 16,5 & 14 \\ 15 & 17 \\ 15 & 17 \\ 14,5 & 16,5 \end{vmatrix}$$

$$W_H = \begin{vmatrix} (0,25 + (-1,75)) & (-1,5 - 0,5) \\ (0,25 - (-1,75)) & (-1,5 + 0,5) \\ (0,25 + 0,75) & (0,25 + (-0,25)) \\ (0,25 - 0,75) & (0,25 - (-0,25)) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} -1,5 & -2 \\ 2 & -1 \\ 1 & 0 \\ -0,5 & 0,5 \end{vmatrix}$$

Другий етап реконструкції початкового сигналу:

$$s = \begin{vmatrix} (16,5 + (-1,5)) & (16,5 - (-1,5)) & (14 + (-2)) & (14 - (-2)) \\ (15 + 2) & (15 - 2) & (17 + (-1)) & (17 - (-1)) \\ (15 + 1) & (15 - 1) & (17 + 0) & (17 - 0) \\ (14,5 + (-0,5)) & (14,5 - (-0,5)) & (16,5 + 0,5) & (16,5 - 0,5) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 15 & 18 & 12 & 16 \\ 17 & 13 & 16 & 18 \\ 16 & 14 & 17 & 17 \\ 14 & 15 & 17 & 16 \end{vmatrix}$$

На прикладі перетворення Хаара добре видно структуру вейвлет-перетворення дискретного сигналу. На кожному кроці перетворення сигнал розкладається на дві складові: наближення з більш низьким дозволом - апроксимацію і деталізуючу інформацію [30].

2.2 Дуальне дискретне вейвлет-перетворення

Дуальне вейвлет-перетворення зображення реалізується паралельним використанням двох сепарабельних двовимірних DWT з критичною дискретизацією. Потім для кожної пари субсмуг беремо суму і різницю. Наступна програма, `dualtree2D.m`, реалізує метод 2-D дуального DWT J-подібного зображення. На рис.2.3 наведено загальну схему двовимірного дуального ВП. На рис.2.4 - загальну схему розкладання сигналу для одного з «дерев» на різних рівнях при реалізації методу дуального ВП.

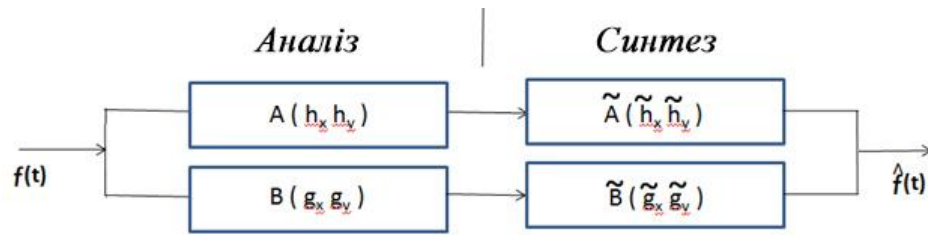


Рис.2.3 Загальна схема двовимірного Дуального ВП

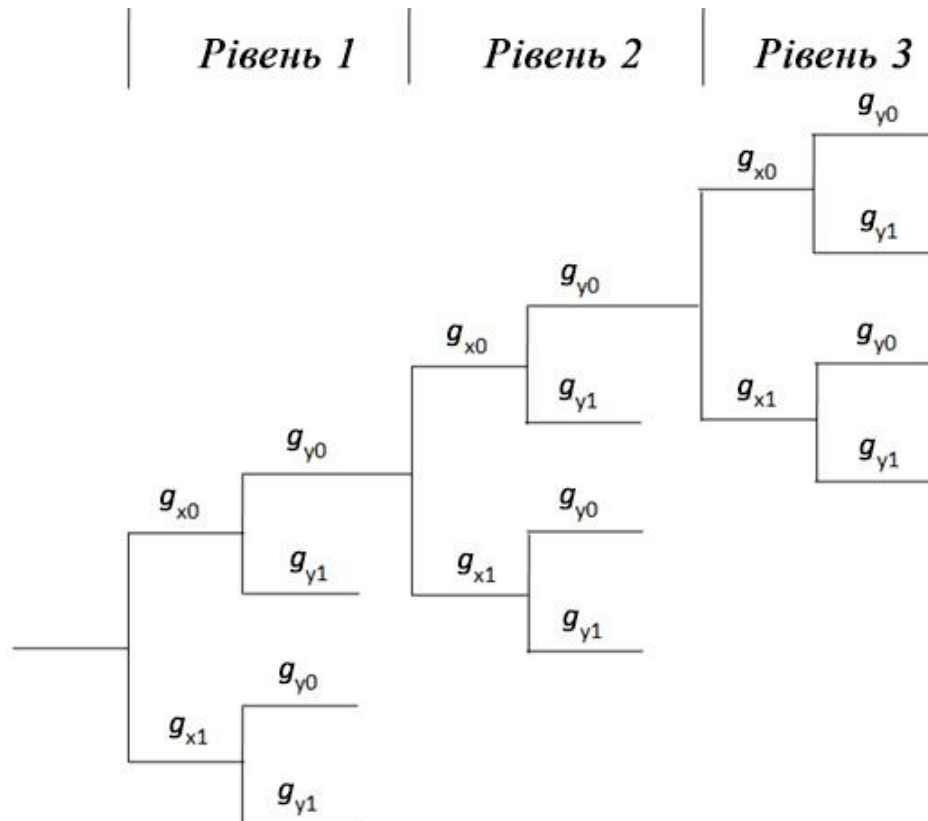


Рис. 2.4 Загальна схема розкладання сигналу для одного з «дерев» на різних рівнях при реалізації методу Дуального ВП

```
function w = dualtree2D(x, J, Faf, af)
% 2D Dual-Tree Discrete Wavelet Transform
%
% w = dualtree2D(x, J, Faf, af)
% INPUT:
%   x - 2-D signal
%   J - number of stages
```



```

% Faf - first stage filters
% af - filters for remaining stages
% OUPUT:
% w{i}{1:J+1}: tree i wavelet coeffs (i = 1,2)

[x1 w{1}{1}] = afb2D(x, Faf{1});
for k = 2:J
    [x1 w{k}{1}] = afb2D(x1, af{1});
end
w{J+1}{1} = x1;
[x2 w{1}{2}] = afb2D(x, Faf{2});
for k = 2:J
    [x2 w{k}{2}] = afb2D(x2, af{2});
end
w{J+1}{2} = x2;
for k = 1:J
    for m = 1:3
        [w{k}{1}{m} w{k}{2}{m}] = pm(w{k}{1}{m}, w{k}{2}{m});
    end
end
end

```

Вейвлет-коефіцієнти w зберігаються у вигляді масиву. Для $j = 1 \dots J$, $k = 1..2$, $d = 1..3$, $w\{j\}\{k\}\{d\}$ - вейвлет-коефіцієнти, отримані в масштабі j і орієнтації (k, d) . Образ x відновлюється з w за допомогою зворотного перетворення, реалізованого `idualtree2D.m`.

```

>> x = rand(256);
>> J = 3;
>> [Faf, Fsf] = FSfarras;

```

```
>> [af, sf] = dualfilt1;
>> w = dualtree2D(x, J, Faf, af);
>> y = idualtree2D(w, J, Fsf, sf);
>> err = x - y; max(max(abs(err)))
```

```
ans =
2.8075e-008
```

Шість вейвлетів, пов'язаних з двовимірним DWT з подвійною двобічною структурою, проілюстровані на рис.2.5.

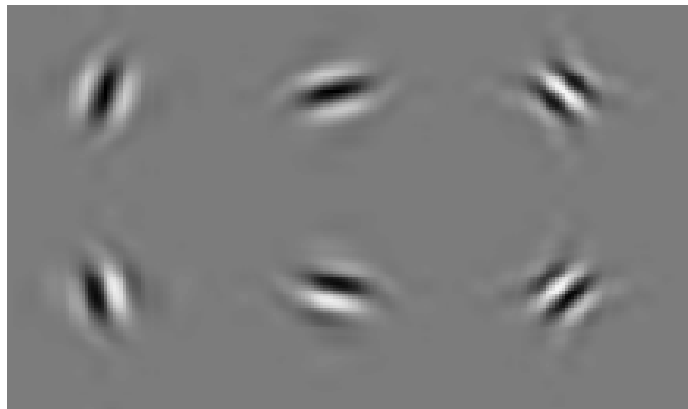


Рис.2.5 Вейвлети для дульного вейвлет-перетворення

Кожен з шести вейвлетів орієнтований в певному напрямку. Кожному піддіапазону двовимірного дерева відповідає певна орієнтація.

2.3 Дуально-комплексне дискретне вейвлет-перетворення

Комплексне ДВП для одновимірного випадку представляє собою паралельне застосування до вихідного сигналу двох ДВП (з проріджуванням) з різними НЧ/ВЧ-фільтрами. Потім кожна смуга, отримана в результаті першого

ДВП, інтерпретується як дійсна частина комплексного НЧ (ВЧ) сигналу, а кожна смуга другого ДВП - як уявна.

У двовимірному випадку спочатку вводиться поняття дійсного ДВП, що укладена в паралельному застосуванні двох звичайних двовимірних ДВП з проріджуванням і обчисленні для кожної пари смуг їх суми та різниці (всього виходить шість вейвлетів, спрямованих в шести різних напрямках). Двовимірне комплексне ДВП складається з двох паралельно застосованих дійсних ДВП, одне з яких аналогічно одновимірному випадку інтерпретується як уявна частина комплексного вейвлета, а інше - як дійсна. У дуально-комплексному вейвлет перетворенні придушуються не самі коефіцієнти, а їх модулі [2].

Комплексне ДВП має свої переваги:

По-перше, надмірність стала набагато менше - тепер вона становить $3N^2$ при будь-якій кількості рівнів розкладання.

По-друге, такі вейвлети мають кращу спрямованість і розрізняють, на відміну від звичайних вейвлетів, напрямки в 45° і 135° , що сприяє більш якісній обробці діагональних кордонів деталей на зображенні.

Відповідно до методу ДКВП, формуються два ортонормованих базиса. Вейвлет-перетворення незалежно обчислюється з використанням кожного базису, в результаті чого виходять комплексні вейвлет-коефіцієнти $d_{j,k}^c = d_{j,k}^r + jd_{j,k}^i$. Алгоритмічно метод ДКВП зводиться до двох незалежних пірамідальних розкладань сигналу, і аналогічна процедура проводиться для зворотного перетворення (синтезу сигналу по його вейвлет-коефіцієнтам після проведення їх корекції).

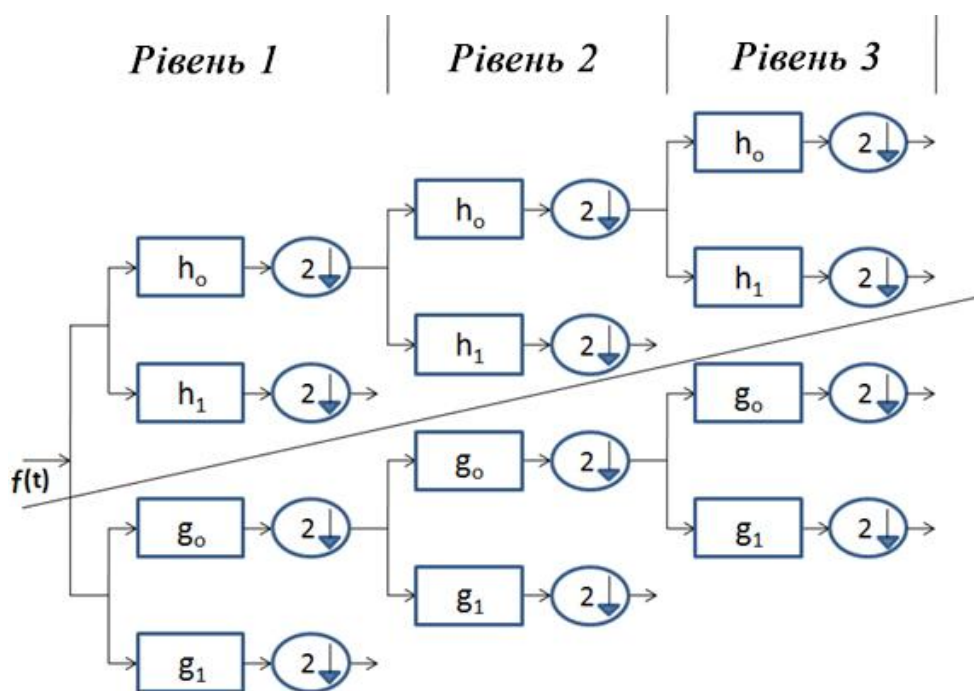
Загальна схема розкладання для одновимірного варіанта ДКВП, що застосовується при фільтрації сигналів, наведена на рис. 2.6. На кожному рисунку (2.6а і 2.6б) вище прямої лінії наведено розкладання (або синтез) для дійсної частини ДКВП, а нижче прямої лінії - для уявної частини ДКВП.

Символами h_0 , \tilde{h}_0 , g_0 и \tilde{g}_0 позначені НЧ-фільтри, а h_1 , \tilde{h}_1 , g_1 , \tilde{g}_1 – ВЧ-фільтри.

Двовимірний варіант ДКВП передбачає розширення описаної процедури. Зокрема, якщо позначити $(h_x + jg_x)$ – фільтр, застосовуваний для першої розмірності (x), а $(h_y + jg_y)$ – фільтр, застосовуваний для другої розмірності (y), то фільтри, які використовуються в двовимірному випадку, можуть бути отримані в такий спосіб

$$(h_x + jg_x)(h_y + jg_y) = (h_x h_y - g_x g_y) + j(h_x g_y - g_x h_y). \quad (2.2)$$

Структура відповідного алгоритму представлена на рис. 2.7. Вона передбачає 4 «дерева», що застосовуються на етапі аналізу, і така ж кількість на етапі синтезу. Приклад розкладання для одного з таких «дерева», відповідних етапу аналізу зображення, наведено на рис. 2.8 [18,19].



a

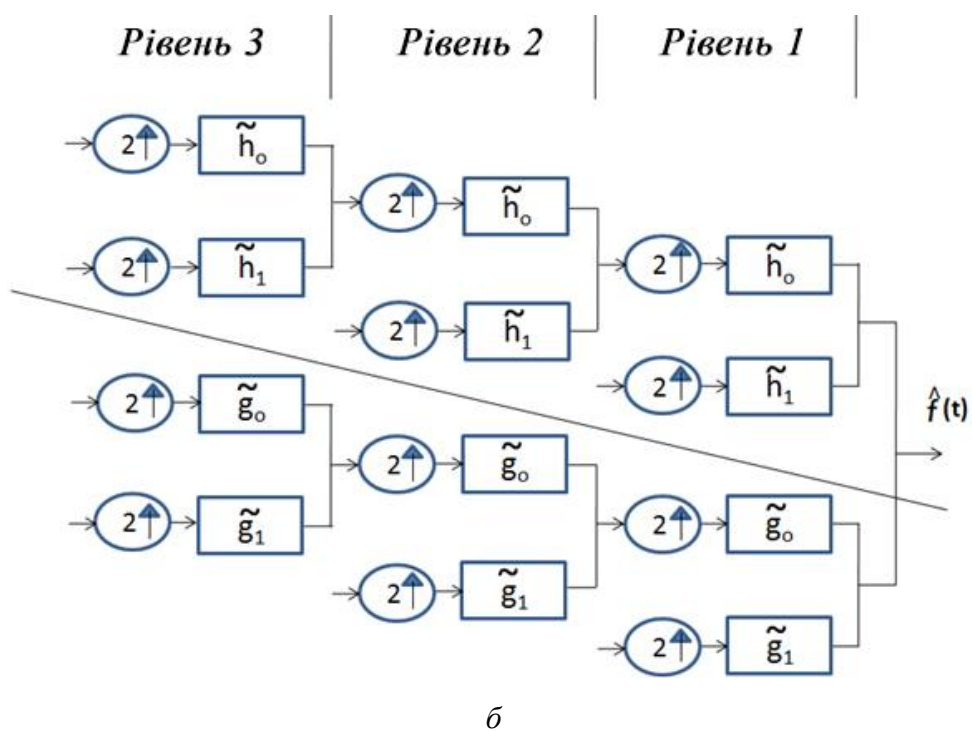


Рис. 2.6 Загальна схема прямого (а) і зворотного (б) перетворення в рамках алгоритму одновимірного ДКВП

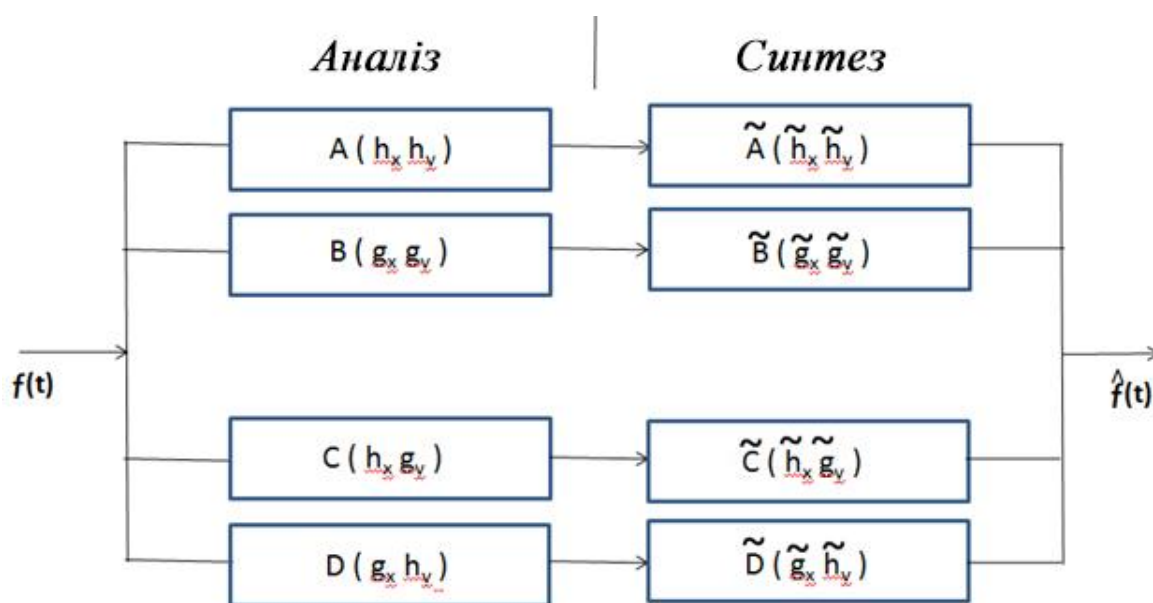


Рис. 2.7 Загальна схема двовимірного ДКВП

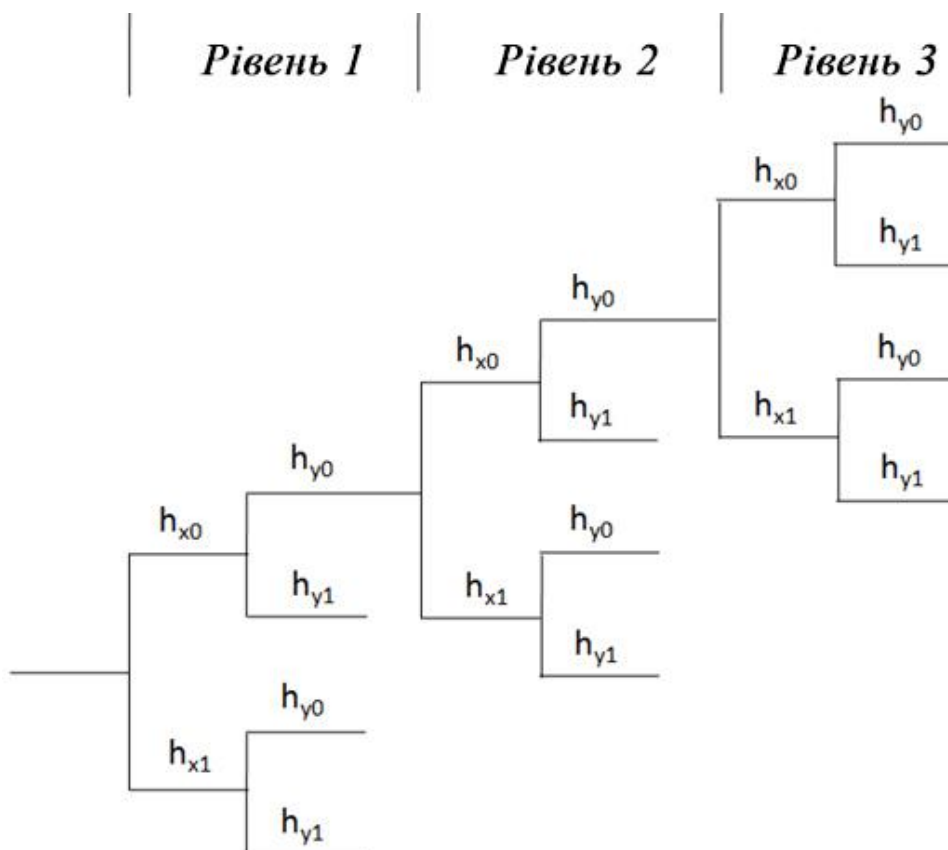


Рис. 2.8 Загальна схема розкладання сигналу для одного з «дерев» на різних рівнях при реалізації методу ДКВП

2.4. Двовимірне ОБ вейвлет-перетворення

Базисні функції прямого і зворотного ОБ перетворень визначаються як:

$$\varphi_d(\nu, x) = \cos\left(\frac{2\pi}{m} \cdot \sum_{s=1}^n \nu^{(s)} \cdot x^{(s)}\right) + tg\alpha \sin\left(\frac{2\pi}{m} \cdot \sum_{s=1}^n \nu^{(s)} \cdot x^{(s)}\right); \quad (2.3)$$

$$\varphi_r(\nu, x) = \cos\left(\frac{2\pi}{p} \cdot \sum_{s=1}^n \nu^{(s)} \cdot x^{(s)}\right) + ctg\alpha \sin\left(\frac{2\pi}{p} \cdot \sum_{s=1}^n \nu^{(s)} \cdot x^{(s)}\right), \quad (2.4)$$

де: $\alpha = \frac{2\pi i}{p}$, $i = \overline{1, m-1}$ – кут орієнтації осі перетворення.

Вейвлет-аналіз функції-оригіналу при використанні m фільтрів дозволяє одержати в результаті m груп коефіцієнтів $s_{j,k}, d_{j,k}^{(1)}, \dots, d_{j,k}^{(m-1)}$.
 Формули прямого вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі для випадку m фільтрів набувають вигляду:

$$\begin{aligned} s_{j-1,k} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \varphi_d(x) \cdot \mathbf{S}_j; \\ d_{j-1,k}^{(1)} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \psi_d^{(1)}(x) \cdot \mathbf{S}_j; \\ &\dots \\ d_{j-1,k}^{(m-1)} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \psi_d^{(m-1)}(x) \cdot \mathbf{S}_j, \end{aligned} \quad (2.5)$$

де \mathbf{S}_j – вектор-стовпець коефіцієнтів розкладання (середніх значень функції-оригіналу) на j -му рівні розкладання,

$$\mathbf{S}_j = \begin{bmatrix} s_{j,mk} \\ s_{j,mk+1} \\ s_{j,mk+2} \\ \dots \\ s_{j,mk+(m-2)} \\ s_{j,mk+(m-1)} \end{bmatrix};$$

$\varphi_d(x)$ – нульова базисна функція ОБ-перетворення, що складається з одних одиниць і обрана в якості скейлінг-функції; $\psi_d^{(i)}(x)$ – i -та базисна функція прямого ОБ-перетворення. Зворотне перетворення обчислюється, як:

$$\begin{aligned} s_{j,mk} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \varphi_r(x) \cdot \mathbf{D}; \\ s_{j,mk+1} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \psi_r^{(1)}(x) \cdot \mathbf{D}; \\ &\dots \\ s_{j,mk+(m-1)} &= \frac{1}{\sqrt{m}} \psi_r^{(m-1)}(x) \cdot \mathbf{D}, \end{aligned} \quad (2.6)$$

де \mathbf{D} – вектор-стовпець коефіцієнтів на $j-1$ рівні розкладання,

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} s_{j-1,k} \\ d_{j-1,k}^{(1)} \\ d_{j-1,k}^{(2)} \\ \dots \\ d_{j-1,k}^{(m-1)} \end{bmatrix};$$

$\psi_r^{(i)}(x)$ – i -ая базисна функція зворотного ОБ-перетворення; $\varphi_r(x) = \varphi_d(x)$ – скейлінг-функція.

Реконструкція функції-оригіналу відбувається з урахуванням всіх отриманих коефіцієнтів розкладання:

$$f(x) = s_{0,0}\varphi_{0,0}(x) + d_{0,0}^{(1)}\psi_{0,0}^{(1)}(x) + \dots + d_{0,0}^{(m-1)}\psi_{0,0}^{(m-1)}(x) + \\ + \sum_{k=0}^{m-1} d_{1,k}^{(1)}\psi_{1,k}^{(1)}(x) + \dots + \sum_{k=0}^{m-1} d_{1,k}^{(m-1)}\psi_{1,k}^{(m-1)}(x),$$

де

$$\varphi_{j,k} = m^{j/2}\varphi(m^j x - k);$$

$$\psi_{j,k}^{(1)} = m^{j/2}\psi^{(1)}(m^j x - k);$$

...

$$\psi_{j,k}^{(i)} = m^{j/2}\psi^{(i)}(m^j x - k); \quad - \text{масштабовані і зміщені скейлінг-функції } \varphi_{j,k} \text{ і}$$

...

$$\psi_{j,k}^{(m)} = m^{j/2}\psi^{(m)}(m^j x - k)$$

материнські вейвлети $\psi_{j,k}^{(i)}$.

Материнські вейвлети $\psi_{j,k}^{(i)}$ представляють собою або $\psi_d^{(i)}_{j,k}$ – i -ті базисні функції прямого ОБ-перетворення, або $\psi_r^{(i)}_{j,k}$ – i -ті базисні функції зворотного ОБ-перетворення.

Нехай число різних фільтрів дорівнює трьом. Тоді базисні функції при

$$\alpha = \frac{2\pi}{3} \text{ прямого перетворення рівні відповідно:}$$

$$\varphi_d(x) = \{1; 1; 1\},$$

$$\psi_d^{(1)}(x) = \{1; -1; 0\},$$

$$\psi_d^{(2)}(x) = \{1; 0; -1\},$$

А для зворотного:

$$\varphi_r(x) = \{1; 1; 1\};$$

$$\psi_r^{(1)}(x) = \{1; -2; 1\};$$

$$\psi_r^{(2)}(x) = \{1; 1; -2\}.$$

Вид функцій $\varphi_d(x) = \{1; 1; 1\}$, $\psi_d^{(1)}(x) = \{1; -1; 0\}$ і $\psi_d^{(2)}(x) = \{1; 0; -1\}$ показаний на рис.2.9.

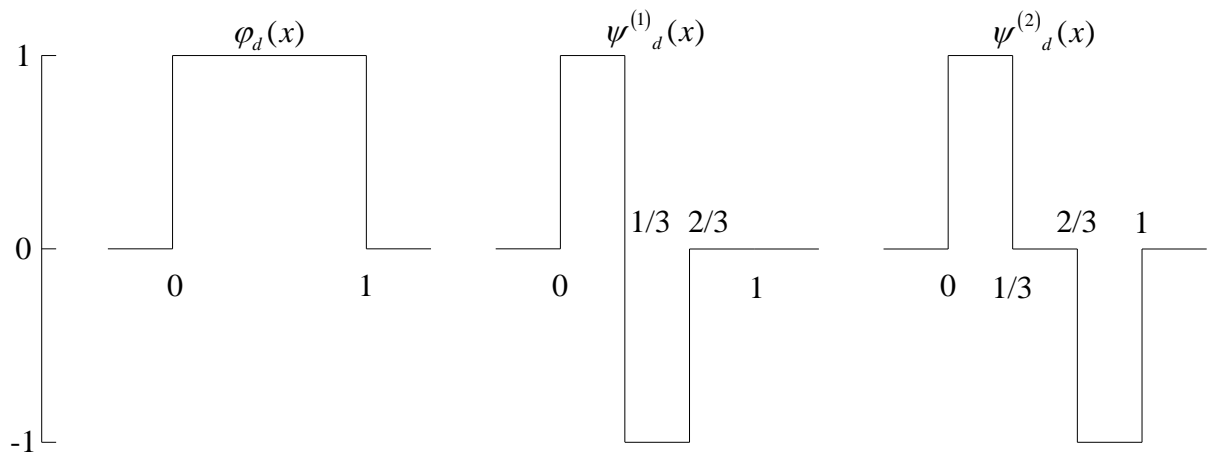


Рис. 2.9. Скейлінг-функція $\varphi_d(x)$ і материнські вейвлети $\psi_d^{(1)}(x)$ та $\psi_d^{(2)}(x)$

Особливістю вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі є використання трьох різних фільтрів, тому розкладання функції-оригіналу буде виконуватися за трьома видами коефіцієнтів, які розраховуються наступним чином:

$$\begin{aligned}
s_{j-1,k} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} + s_{j,3k+1} + s_{j,3k+2}]; \\
d_{j-1,k}^{(1)} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+1}]; \\
d_{j-1,k}^{(2)} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+2}].
\end{aligned} \tag{2.7}$$

де $s_{j-1,k}$ - коефіцієнт апроксимації, а $d_{j-1,k}^{(1)}$ і $d_{j-1,k}^{(2)}$ - коефіцієнти деталізації.

Співвідношення для зворотного перетворення визначаються через коефіцієнти розкладання (2.7) як:

$$\begin{aligned}
s_{j,3k} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}]; \\
s_{j,3k+1} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} - 2d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}]; \\
s_{j,3k+2} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} - 2d_{j-1,k}^{(2)}].
\end{aligned} \tag{2.8}$$

Таким чином, розрахунок являє собою ітераційну процедуру, при якій аналіз функції проводиться на різних рівнях розкладання з поступовим розширенням інтервалу розгляду від мінімального, який включає три відліки, до максимального, рівного інтервалу визначення функції [5].

Висновки до другого розділу

Було проведено огляд вейвлет-перетворень, які будуть використані у даній роботі для фільтрації зображень, що були отримані з камер відеоспостереження. Він дозволив детально розглянути та описати математичні принципи, на яких побудована робота даних вейвлетів, та виявити принципові відмінності між ними.

Вейвлет-перетворення Хаара є добре відомим, але найпростішим з досліджуваних, тому що має всього два фільтри: низькочастотний, який містить апроксимовану версію сигналу, і високочастотний, який містить деталізуючи

версію сигналу разом із шумами, які потрібно відфільтрувати. Дуальне вейвлет-перетворення має дві пари фільтрів на етапі аналізу та стільки ж на етапі синтезу, що вказує на його більшу трудомісткість обчислень. Дуально-комплексне вейвлет-перетворення має чотири пари фільтрів на етапі аналізу та стільки ж на етапі синтезу, та є найбільш трудомістким з усіх розглянутих вейвлет-перетворень. Вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі має один низькочастотний фільтр, що реалізує скейлінг функцію як суму трьох послідовних відліків, та два високочастотних, які реалізують материнські вейвлети, перший з яких виконує віднімання від першого з трьох відліків наступного, а другий – віднімання з першого відліку – останнього з трьох відліків; при реконструкції зображення відліки функції, кратні 3, визначаються як сума коефіцієнтів прямого перетворення; відліки, що кратні $3+1$ визначаються як сума першого та третього коефіцієнтів, від якої віднімається подвоєне значення другого коефіцієнта; відліки, що кратні $3+2$ визначаються як сума першого та другого коефіцієнтів, від якої віднімається подвоєне значення третього коефіцієнта.

РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

3.1. Алгоритм програми

Для реалізації методів фільтрації, описаних в розділі 2, була створена програма в середовищі Matlab, алгоритм якої приведений на рис.3.1.

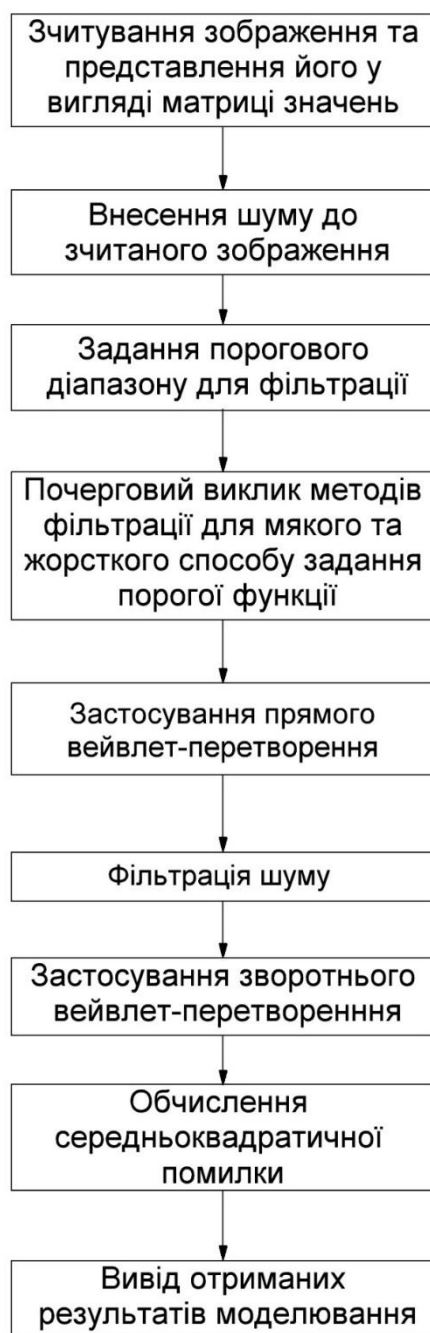


Рис.3.1. Алгоритм програми, що реалізує моделювання методів фільтрації зображення

Програма працює наступним чином:

Перед початком роботи алгоритма необхідно вказати ім'я зображення включно з форматом у наступній функції:

```
s = double(imread('st.tif'));
```

Вона зчитує зображення та перетворює його на матрицю коефіцієнтів.

Після цього відбувається перевірка матриці на кратність трьом, яка необхідна для використання цього зображення в вейвлет-перетворенні в орієнтованому базисі:

```
[m,n]=size(s1);
if rem(m,3)~=0 | rem(n,3)~=0
    disp(['Розмір зображення не є кратним трьох!']);
    return;
else
    end
```

Для цього отримуються розміри матриці коефіцієнтів та у випадку, якщо вони не є кратні трьом, з'являється повідомлення про помилку та програма завершує роботу.

Внесення в отриману матрицю шуму величиною 20% та внесення порогового діапазону від 0 до 100 відбувається наступним чином:

```
x = s + 20*randn(size(s));
t = 0:1:100;
```

Після внесення всіх необхідних даних проводиться почерговий виклик всіх досліджуваних методів фільтрації для двох варіантів задання порогової функції: м'якого та жорсткого. Далі до отриманої матриці зображення застосовується пряме перетворення для отримання вейвлет-коефіцієнтів. Фільтрація від шуму полягає в порівнянні отриманих коефіцієнтів з заданою пороговою функцією. Потім до оброблених таким чином вейвлет-коефіцієнтів застосовується зворотнє вейвлет-перетворення, в результаті якого отримується

відфільтроване зображення, яке порівнюється з вихідним шляхом обчислення середньоквадратичної помилки.

Завершальним етапом алгоритму є побудова графіків залежностей середньоквадратичної помилки фільтрації від значення порогу та вивід зображень, відфільтрованих кожним методом для м'якого та жорсткого способу задання порогової функції.

3.1.1. Код програми для вейвлет-перетворення Хаара

Робота програми починається з виклику функцій, які виконують алгоритм фільтрації на основі вейвлет-перетворення Хаара:

```
es = den2s(s,x,t);
```

```
eh = den2h(s,x,t);
```

де es – це вейвлет-перетворення Хаара з м'яким способом задання порогу, а eh – з жорстким відповідно.

Як можна побачити, параметрами, що передаються даним функціям є s – вихідна матриця зображення, x – матриця зображення з внесеним шумом та t – пороговий діапазон.

Далі в тілі функції $den2s$ змінній N присвоюється значення, яке дорівнює кількості кроків діапазону порогу:

```
N = length(t);
```

Це необхідно для створення циклу, який буде проводити фільтрацію для кожного значення порогу:

```
for k = 1:N
```

```
    y = denS2Ds(x,t(k));
```

```
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
```

де $denS2Ds$ – функція, що повертає матрицю коефіцієнтів зображення після проведення фільтрації. Детальніше її буде розглянуто пізніше.

Функція $e(k)$ використовується для обчислення середньоквадратичної помилки, яка є різницею між отриманим зображенням і базовим.

В тілі функції denS2Ds задається рівень розкладання J та викликається функція dwt2D, яка виконує розкладання за формулами вейвлет-перетворення Хаара:

```
J = 4;
w = dwt2D(x,J,af);
for j = 1:J
w{j}{s} = wthresh(w{j}{s},'s',T);
end
```

Цикл відповідає за кількість рівнів розкладання зображення, а функція wthresh здійснює відсіювання вейвлет-коефіцієнтів по заданій пороговій функції. Параметр 's' відповідає м'якому способу порогої функції.

Зворотнє вейвлет-перетворення Хаара відбувається за допомогою наступної функції:

```
y = idwt2D(w,J,sf);
```

Для реалізації даного методу фільтрації при жорсткому варіанті задання порогової функції достатньо змінити параметр 's' на 'h' в функції wthresh.

Повна версія коду представлена у Додатках А та Б.

3.1.2. Код програми для дуального вейвлет-перетворення

Робота програми починається з виклику функцій, які виконують алгоритм фільтрації на основі дуального вейвлет-перетворення:

```
res = rden2s(s,x,t);
reh = rden2h(s,x,t);
```

де res – це дуальне вейвлет-перетворення з м'яким способом задання порогу, а reh – з жорстким відповідно.

Функціям rden2s та rden2h передаються такі параметри, як s – вихідна матриця зображення, x – матриця зображення з внесеним шумом та t – пороговий діапазон.

В тілі функції `rden2s` створюється цикл, який буде проводити фільтрацію для кожного значення порогу:

```
N = length(t);
for k = 1:N
    y = denR2Ds(x,t(k));
    re(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
End
```

де `denR2Ds` – функція, що повертає матрицю коефіцієнтів зображення після проведення фільтрації.

Функція `re(k)` використовується для обчислення середньоквадратичної помилки.

В тілі функції `denR2Ds` задається рівень розкладання `J` та викликається функція `dualtree2D`, яка виконує дуальне вейвлет-перетворення:

```
[Faf, Fsf] = FSfarras;
[af, sf] = dualfilt1;
J = 4;
w = dualtree2D(x,J,Faf,af);
for j = 1:J
    for s1 = 1:2
        for s2 = 1:3
            w{j}{s1}{s2} = wthresh(w{j}{s1}{s2},'s',T);    end
        end
    end
end
```

Перший цикл відповідає за кількість рівнів розкладання зображення, другий та третій цикли забезпечують фільтрацію вейвлет-коефіцієнтів функцією `wthresh` кожного з шести піддіапазонів. Параметр `'s'` відповідає м'якому способу пороги функції.

Функція `dualtree2D` працює наступним чином:

Для першої гілки створюється матриця для першого рівня розкладання на базі фільтра Фарраса

$$[x1 \ w\{1\}\{1\}] = \text{afb2D}(x, \text{Faf}\{1\});$$

Створюється цикл для інших рівнів розкладання, в яких використовується банк дуальних фільтрів

for j = 2:J

$$[x1 \ w\{j\}\{1\}] = \text{afb2D}(x1, \text{af}\{1\});$$

end

Таким чином отримуємо набір коефіцієнтів в низькочастотному піддіапазоні

$$w\{J+1\}\{1\} = x1;$$

Створюємо матрицю першого рівня розкладання для другої гілки

$$[x2 \ w\{1\}\{2\}] = \text{afb2D}(x, \text{Faf}\{2\});$$

Створюється цикл для наступних рівнів розкладання

for j = 2:J

$$[x2 \ w\{j\}\{2\}] = \text{afb2D}(x2, \text{af}\{2\});$$

end

Отримуємо матрицю високочастотного піддіапазону

$$w\{J+1\}\{2\} = x2;$$

Далі беремо суму та різницю низькочастотних та високочастотних вейвлет-коефіцієнтів кожного під діапазону для всіх рівнів розкладання

for j = 1:J

for m = 1:3

$$A = w\{j\}\{1\}\{m\};$$

$$B = w\{j\}\{2\}\{m\};$$

$$w\{j\}\{1\}\{m\} = (A+B)/\text{sqrt}(2);$$

$$w\{j\}\{2\}\{m\} = (A-B)/\text{sqrt}(2);$$

end

end

де A – матриця низькочастотних вейвлет-коефіцієнтів, B – матриця високочастотних вейвлет-коефіцієнтів.

Зворотнє дуальне вейвлет-перетворення відбувається за допомогою наступної функції:

```
y = idualtree2D(w,J,Fsf,sf);
```

Для реалізації даного методу фільтрації при жорсткому варіанті задання порогової функції достатньо змінити параметр 's' на 'h' в функції wthresh.

Повна версія коду представлена у Додатках А та В.

3.1.3. Код програми для дуально-комплексного вейвлет-перетворення

Робота програми починається з виклику функцій, які виконують алгоритм фільтрації на основі дуально-комплексного вейвлет-перетворення:

```
ces = cden2s(s,x,t);
```

```
ceh = cden2h(s,x,t);
```

де ces – це дуально-комплексне вейвлет-перетворення з м'яким способом задання порогу, а ceh – з жорстким відповідно.

В тілі функції $cden2s$ створюється цикл, який буде проводити фільтрацію для кожного значення порогу:

```
N = length(t);
```

```
for k = 1:N
```

```
    y = denC2Ds(x,t(k));
```

```
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
```

```
end
```

де $denC2Ds$ – функція, що повертає матрицю коефіцієнтів зображення після проведення фільтрації.

Функція $e(k)$ використовується для обчислення середньоквадратичної помилки.

Тіло функції denC2Ds задає рівень розкладання J та виглядає наступним чином:

```
[Faf, Fsf] = FSfarras;
[af, sf] = dualfilt1;
J = 4;
w = cplx2dual2D(x,J,Faf,af);
I = sqrt(-1);
for j = 1:J
    for s1 = 1:2
        for s2 = 1:3
            C = w{j}{1}{s1}{s2} + I*w{j}{2}{s1}{s2};
            C=wthresh(C,'s',T);
            w{j}{1}{s1}{s2} = real(C);
            w{j}{2}{s1}{s2} = imag(C);
        end
    end
end
```

Для отримання вейвлет-коефіцієнтів використовується функція cplx2dual2D. Константа I використовується для створення уявної частини. Після вейвлет-перетворення одна з матриць вейвлет-коефіцієнтів помножається на I. Таким чином отримується матриця коефіцієнтів з реальною складовою та уявною.

Функція cplx2dual2D працює наступним чином: за допомогою змінних m та n відбувається почергова зміна низькочастотних та високочастотних складових вейвлет-коефіцієнтів.

```
for m = 1:2
    for n = 1:2
```

При цьому для першого рівня розкладання (J=1) використовуються банк фільтрів Фарраса,

```
[lo w{1}{m}{n}] = afb2D(x, Faf{m}, Faf{n});
```

а для усіх наступних – банк дуальних фільтрів.

```
for j = 2:J
```

```
    [lo w{j}{m}{n}] = afb2D(lo, af{m}, af{n});
```

```
end
```

```
w{J+1}{m}{n} = lo;
```

```
end
```

```
end
```

Після цього відбувається визначення фазового запасу для усіх рівнів розкладання, усіх під діапазонів та усіх частин (реальних та дійсних)

```
for j = 1:J
```

```
    for m = 1:3
```

```
        [w{j}{1}{1}{m} w{j}{2}{2}{m}] = pm(w{j}{1}{1}{m}, w{j}{2}{2}{m});
```

```
        [w{j}{1}{2}{m} w{j}{2}{1}{m}] = pm(w{j}{1}{2}{m}, w{j}{2}{1}{m});
```

```
    end
```

```
end
```

Зворотнє дуально-комплексне вейвлет-перетворення відбувається за допомогою наступної функції:

```
y = icplx2dual2D(w,J,Fsf,sf);
```

Для реалізації даного методу фільтрації при жорсткому варіанті задання порогової функції достатньо змінити параметр 's' на 'h' в функції wthresh.

Повна версія коду представлення у Додатках А та Г.

3.1.4. Код програми для вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі

Робота програми починається з виклику функцій, які виконують алгоритм фільтрації на основі вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі:

```
obs = obden2s (s,x,t,m,n);
```

```
obh = obden2h (s,x,t,m,n);
```

де *obs* – це вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі з м'яким способом задання порогу, а *obh* – з жорстким відповідно.

В тілі функції *obden2s* створюється цикл, який буде проводити фільтрацію для кожного значення порогу:

```
N = length(t);
for k = 1:N
    y = den2OBs (x,t(k),m,n);
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
end
```

де *den2OBs* – функція, що повертає матрицю коефіцієнтів зображення після проведення фільтрації.

Функція *e(k)* використовується для обчислення середньоквадратичної помилки.

Тіло функції *den2OBs* задає рівень розкладання *J* та виглядає наступним чином:

```
J = 2;
w = dwt2DOB(x,J,m,n);
for j = 1:J
    for s2 = 1:3
        C = w{j}{1}{s1}{s2} + I*w{j}{2}{s1}{s2};
    end
end
```

Для отримання вейвлет-коефіцієнтів використовується функція *dwt2DOB*. Цикл відповідає за кількість рівнів розкладання зображення, а функція *wthresh* здійснює відсіювання вейвлет-коефіцієнтів по заданій пороговій функції. Параметр '*s*' відповідає м'якому способу порогої функції.

Функція *dwt2DOB* працює наступним чином: за допомогою циклів відбувається фільтрація за рівнями розкладання та кількістю стовпчиків та рядків матриці, використовуючи фільтри *ob*:

```

[af, df1, df2] = ob;
for q = 1:J
    for k = 0:(m-1)/3
        for j = 0:n-1
            A = [af(x[j,k])];
            B = [df1(x[j,k])];
            C = [df2(x[j,k])];
        end
    end
    x=[A,B,C];
end

```

При цьому для кожного фільтра складається окрема повна матриця коефіцієнтів. Отримані коефіцієнти в результаті вносяться до загального масиву вейвлет-коефіцієнтів.

Фільтри об мають наступний вигляд:

```

af = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k)+x(j,3*k+1)+x(j,3*k+2)];
df1 = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k)-x(j,3*k+1)];
df2 = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k)-x(j,3*k+2)];

```

Зворотнє вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі відбувається за допомогою наступної функції:

```

y = idwt2DOB(w,J,m,n);

```

Функція idwt2DOB використовує синтезуючі фільтри іоб та складається з циклів, які реалізують рівні розкладання та прохід по усій матриці коефіцієнтів:

```

[sf1, sf2, sf3] = iob;
for q = 1:J
    for k = 0:m-1
        for j = 0:n-1
            w = [sf1(x[j,k])
                sf2(x[j,k])

```

```

        sf3(x[j,k]));
    end
end
end

```

Синтезуючі фільтри iob мають наступний вигляд:

```

sf1 = (1/sqrt(3))*[A(j,k)+B(j,k)+C(j,k)];
sf2 = (1/sqrt(3))*[A(j,k)-2*B(j,k)+C(j,k)];
sf3 = (1/sqrt(3))*[A(j,k)+B(j,k)-2*C(j,k)];

```

Для реалізації даного методу фільтрації при жорсткому варіанті задання порогової функції достатньо змінити параметр 's' на 'h' в функції `wthresh`.

Повна версія коду представлена у Додатках А та Д.

3.2. Результати моделювання методів фільтрації

3.2.1. Фільтрація зображення від шуму вейвлет-перетворенням Хаара

Для ілюстрації ефективності методу вейвлет-фільтрації до вибраного зображення додається нормально розподілений випадковий процес (білий шум). Далі проводиться фільтрація внесених перешкод при різних методах введення порогового рівня і варіюванні величини порогу. На рис.3.2 наведено вихідне зображення та відфільтровані з допомогою різних варіантів задання порогової функції.

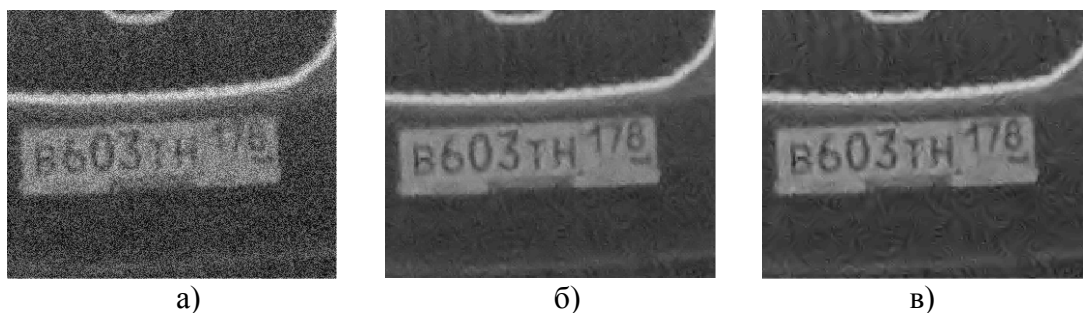


Рис. 3.2 Зображення до та після вейвлет-фільтрації, де: *а* - вихідне зображення; *б* - відфільтроване зображення при м'якому варіанті задання порогової функції; *в* - відфільтроване зображення при жорсткому варіанті задання порогової функції.

Оцінка ефективності фільтрації в залежності від способу задання функції проводиться шляхом обчислення квадратного кореня середньоквадратичної помилки фільтрації:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{j=0}^M \sum_{n=0}^N [s_{j,n} - s'_{j,n}]^2}$$

де $RMSE$ – середньоквадратична помилка фільтрації, $s_{j,n}$ – це початкове значення сигналу, а $s'_{j,n}$ – значення реконструйованого сигналу після фільтрації, N – значення вибірки.

На рис.3.3. приведена залежність середньоквадратичної помилки від величини порогового рівня для жорсткого і м'якого варіантів задання порогової функції.

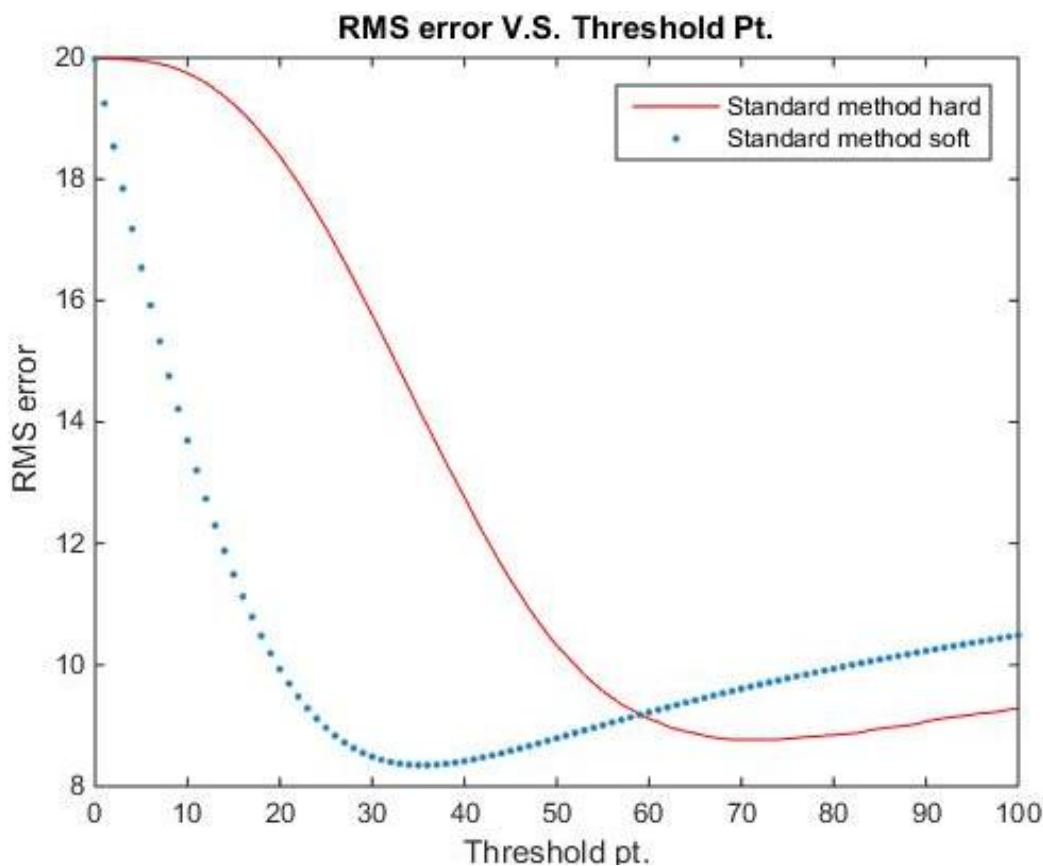


Рис.3.3. Залежність величини середньоквадратичної помилки від величини порогового рівня для двох варіантів завдання порогової функції: крапкова лінія – м'який варіант, суцільна лінія - жорсткий варіант.

Як впливає з наведеного рисунка, при значенні порогу (до 60) м'який варіант задання порогу забезпечує меншу середньоквадратичну помилку фільтрації. Якщо збільшувати значення порогу, то жорсткий варіант дає кращий результат. Також, можна побачити, що мінімальне значення середньоквадратичної помилки для м'якого варіанту має менше значення порівняно з жорстким і становить близько 8%, для жорсткого цей показник – 9%.

3.2.2. Фільтрація зображення за допомогою дуального вейвлет-перетворення

На рис.3.4 показано вихідне зображення і відфільтроване за допомогою дуального вейвлет-перетворення при жорсткому і м'якому способах завдання порогової функції.

Для оцінки якості фільтрації були отримані графіки середньоквадратичної помилки фільтрації (рис.3.5)

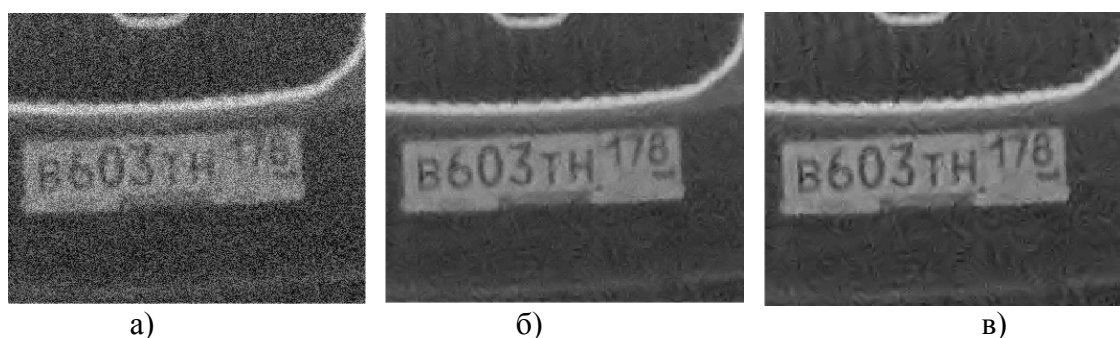


Рис.3.4 Зображення до та після вейвлет-фільтрації, де: а - вихідне зображення; б - відфільтроване зображення при м'якому варіанті задання порогової функції; в - відфільтроване зображення при жорсткому варіанті задання порогової функції.

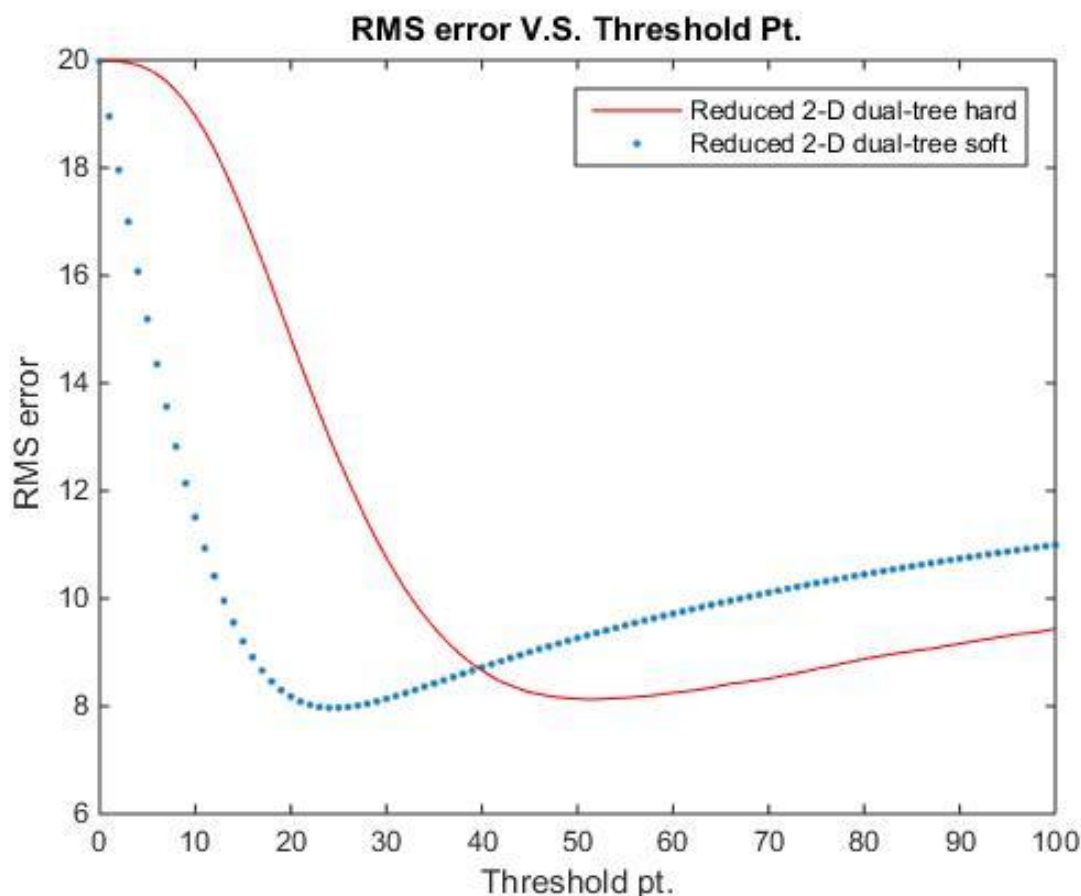


Рис.3.5 Залежність величини середньоквадратичної помилки від величини порогового рівня для двох варіантів завдання порогової функції: крапкова лінія – м'який варіант, суцільна лінія - жорсткий варіант.

З отриманих графіків можна сказати, що при м'якому способі задання порогової функції при значенні порогу від 0 до 40 виходить менше значення середньоквадратичної помилки. При значеннях порогу більших за 40 жорсткий спосіб задання порогової функції дає меншу середньоквадратичну помилку фільтрації. Аналогічно попередньому методу, мінімальне значення середньоквадратичної помилки для м'якого варіанту має менше значення порівняно з жорстким і становить близько 8%, для жорсткого цей показник – 8,5%.

3.2.3. Фільтрація зображення за допомогою дуально-комплексного вейвлет-перетворення

На рис.3.6 наведено приклад вейвлет-фільтрації чорно-білого зображення. З огляду на те, що візуальний аналіз зображення не дозволяє однозначно зробити висновок про якість фільтрації, проводилися оцінки кількісного критерію - величини середньоквадратичної помилки рис.3.7.

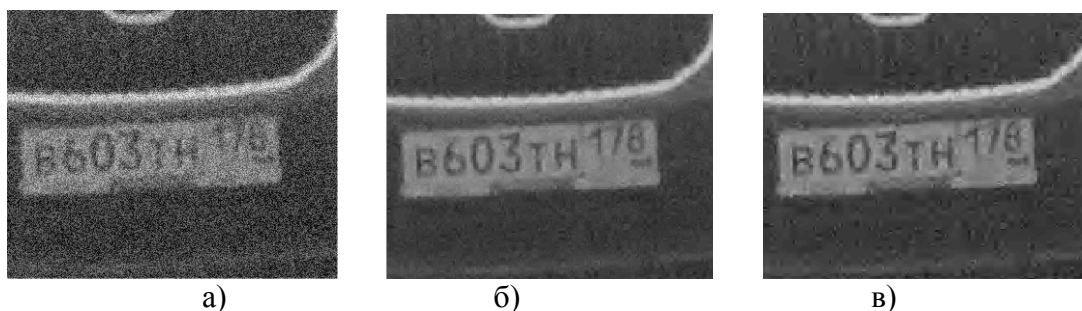


Рис. 3.6 Зображення до та після вейвлет-фільтрації, де: а - вихідне зображення; б - відфільтроване зображення при м'якому варіанті задання порогової функції; в - відфільтроване зображення при жорсткому варіанті задання порогової функції.

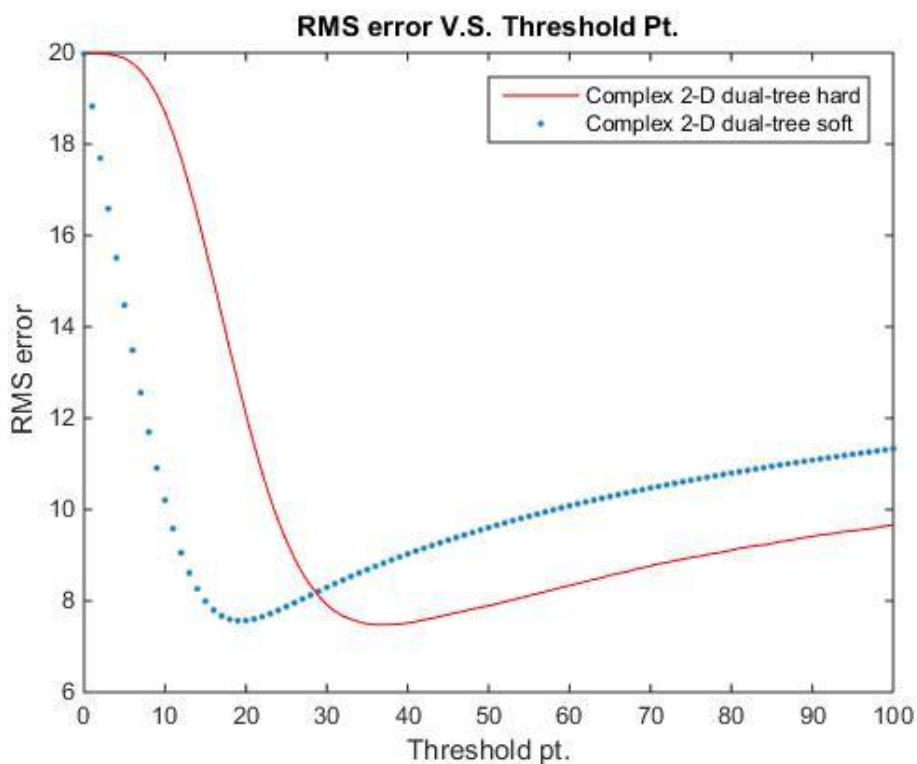


Рис.3.7 Залежність величини середньоквадратичної помилки від величини порогового рівня для двох варіантів завдання порогової функції: крапкова лінія – м'який варіант, суцільна лінія - жорсткий варіант

З отриманих графіків можна сказати, що при м'якому способі задання порогової функції при значенні порогу від 0 до 28 виходить менше значення середньоквадратичної помилки. При значеннях порогу більших за 28 жорсткий спосіб задання порогової функції дає меншу середньоквадратичну помилку фільтрації. Також, можна побачити, що мінімальне значення середньоквадратичної помилки для м'якого варіанту має таке ж значення як і для жорсткого і становить близько 7,5% [32].

3.2.4. Фільтрація зображення за допомогою вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі

На рис.3.8 показано вихідне зображення і відфільтроване за допомогою дуального вейвлет-перетворення при жорсткому і м'якому способах задання порогової функції. Для оцінки якості фільтрації були отримані графіки середньоквадратичної помилки фільтрації (рис.3.9)

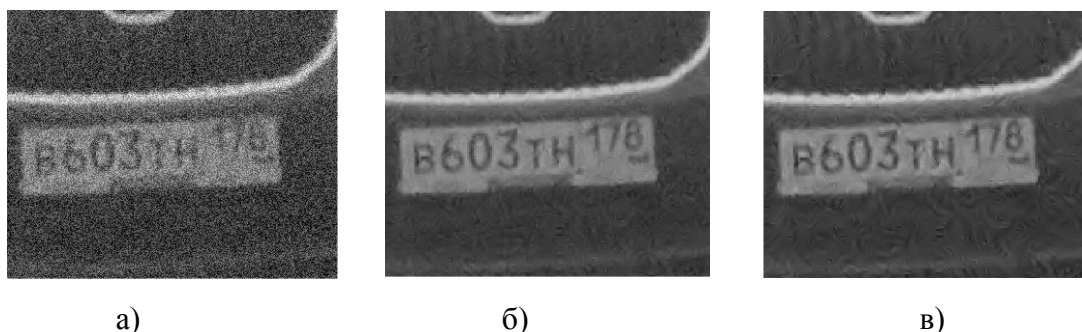


Рис.3.8. Зображення до та після вейвлет-фільтрації, де: а - вихідне зображення; б - відфільтроване зображення при м'якому варіанті задання порогової функції; в - відфільтроване зображення при жорсткому варіанті задання порогової функції.

З отриманих графіків можна сказати, що при м'якому способі задання порогової функції при значенні порогу від 0 до 50 виходить менше значення середньоквадратичної помилки. При значеннях порогу більших за 50 жорсткий спосіб задання порогової функції дає меншу середньоквадратичну помилку фільтрації. Мінімальне значення середньоквадратичної помилки для м'якого

варіанту має менше значення порівняно з жорстким і становить близько 7%, для жорсткого цей показник – 8%.

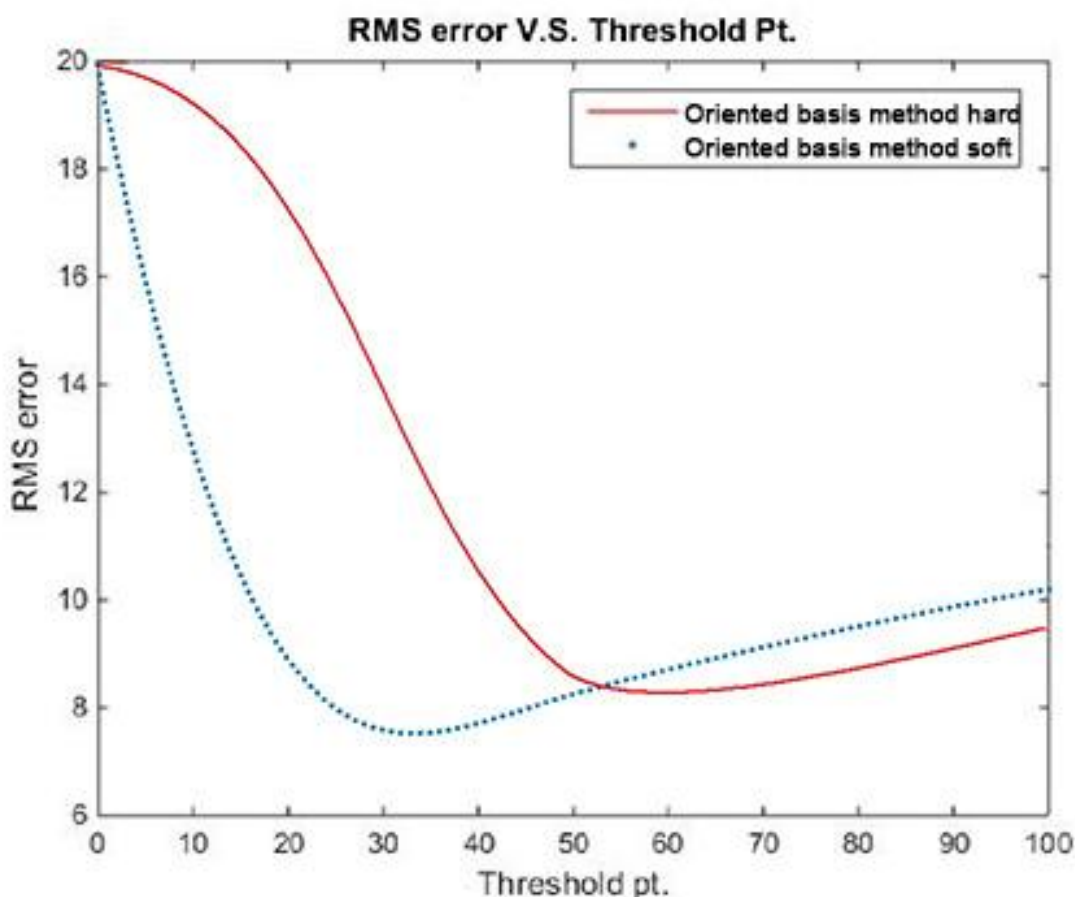


Рис.3.9. Залежність величини середньоквадратичної помилки від величини порогового рівня для двох варіантів завдання порогової функції: крапкова лінія – м'який варіант, суцільна лінія - жорсткий варіант.

3.3. Порівняння методів вейвлет фільтрації

В програмному середовищі Matlab були отримані залежності середньоквадратичної помилки від рівня порогу для вейвлет-перетворення Хаара, вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі, дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворення при двох способах задання порогової функції: м'якому та жорсткому. На рис.3.10. представлені результати моделювання даних методів для м'якого способу задання порогової функції.

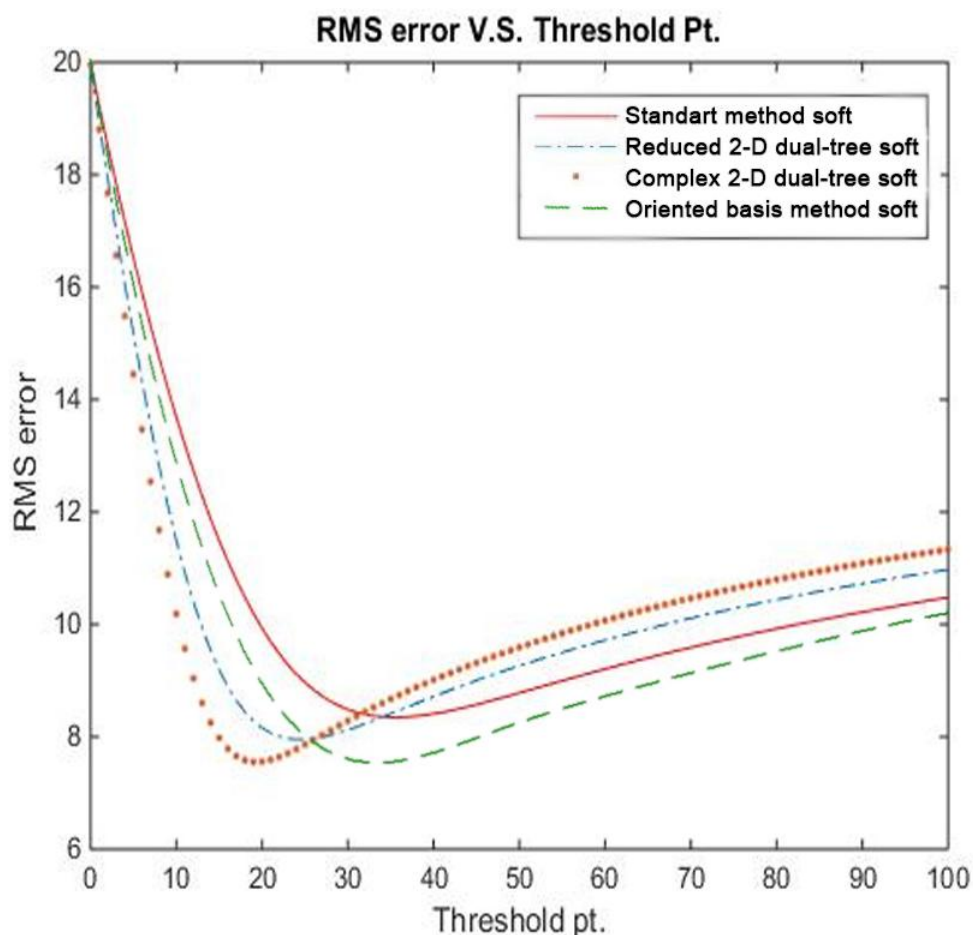


Рис.3.10. Залежності середньоквадратичної помилки від рівня порогу для м'якого способу задання порогової функції, де: суцільна лінія - вейвлет-перетворення Хаара, пунктирна лінія – вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі; штрих-пунктирна лінія – дуальне вейвлет-перетворення, крапкова лінія – дуально-комплексне вейвлет-перетворення.

З отриманих залежностей можна сказати, що методи дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворення забезпечують менше значення середньоквадратичної помилки при значеннях порогу приблизно до 25. Якщо брати більше значення порогу то вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі дає кращий результат.

Отримані результати можна пояснити тим, що метод ДКВП має кращу направленість і розрізняє, на відміну від ВП Хаара, напрямки 45° і 135° , що сприяє більш якісній обробці діагональних границь деталей на зображенні, але при значеннях порогу 25 і більше разом із шумом починають більше відфільтровуватись важливі деталі зображення.

На відміну від перетворення Хаара, дуальне вейвлет-перетворення краще адаптується до локальних особливостей зображення, але при збільшенні значення порогу починає більше відфільтровувати корисний сигнал разом із шумом.

Варто зазначити, що при підвищенні порогового рівня понад 25 вейвлет-перетворення орієнтованому базисі має найменше значення середньоквадратичної помилки, що свідчить про кращу якість фільтрації.

На рис.3.11. представлені результати моделювання даних методів для жорсткого способу задання порогової функції.

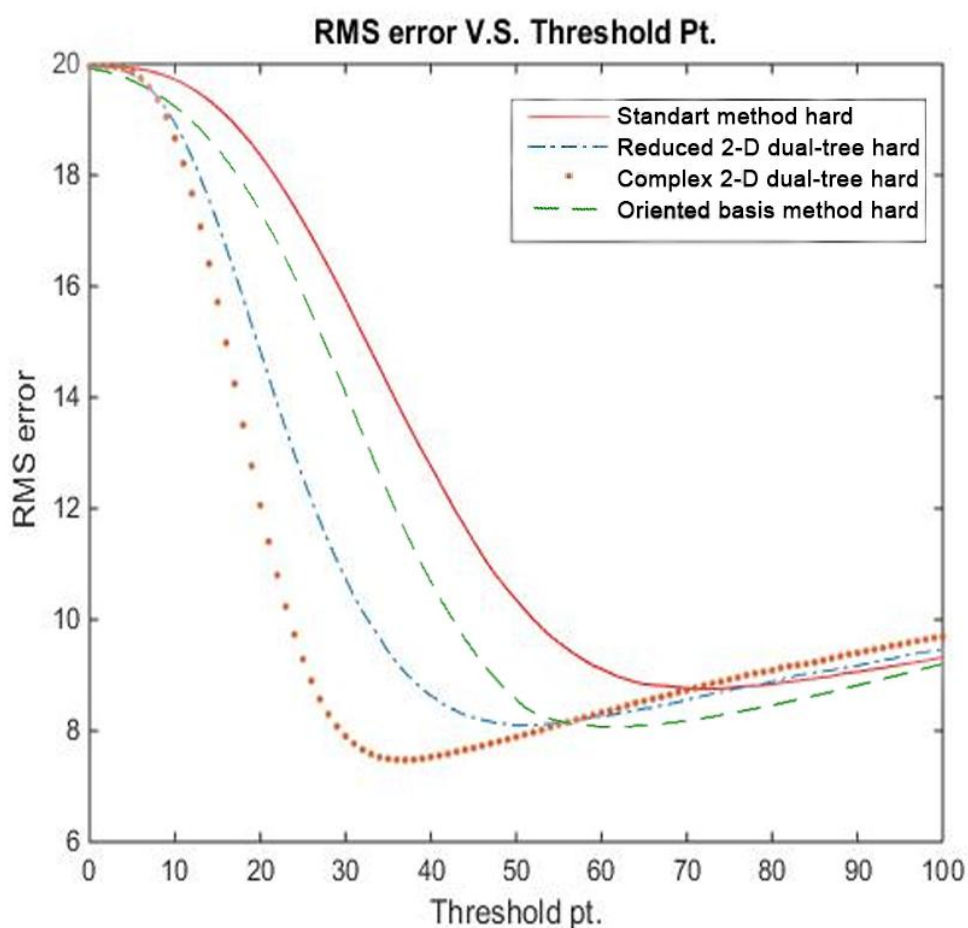


Рис.3.11. Залежності середньоквадратичної помилки від рівня порогу для жорсткого способу задання порогової функції, де: суцільна лінія - вейвлет-перетворення Хаара, пунктирна лінія – вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі, штрих-пунктирна лінія – дуальне вейвлет-перетворення, крапкова лінія – дуально-комплексне вейвлет-перетворення.

З отриманих залежностей можна сказати, що при жорсткому способі задання порогової функції методи дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворення мають кращу якість фільтрації порівняно з вейвлет-перетворення Хаара та вейвлет-перетворенням в орієнтованому базисі. При збільшенні порогу до 55 і вище методи дуального і дуально-комплексного вейвлет-перетворення дають гірший результат ніж вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі, а при підвищенні порогу до 70 поступаються в якості вейвлет-перетворенню Хаара.

В табл.3.2 наведено мінімальне значення середньоквадратичної помилки досліджуваних методів та значення порогу, при яких воно досягається для двох варіантів задання порогової функції.

Таблиця 3.2

Параметри Методи	М'який спосіб задання порогу		Жорсткий спосіб задання порогу	
	Значення порогу	RMSE, %	Значення порогу	RMSE, %
ВП Хаара	35	8	70	9
ОБ перетворення	30	7	55	8
Дуальне ВП	25	8	50	8,5
ДКВП	20	7,5	35	7,5

З отриманої таблиці можна сказати, що методи вейвлет-фільтрації, які досліджувалися у даній роботі, мають майже однакове значення мінімальної середньоквадратичної помилки, але для дуального та дуально-комплексного методів вони досягаються при менших значеннях порогу [32].

Поглянувши на рис. 3.10 і 3.11 можна побачити деяку закономірність: всі отримані графіки починаються з однієї точки на осі середньоквадратичної помилки – це штучно створений білий шум, який забезпечує середньоквадратичну помилку 20%; далі зі збільшенням порогового рівня

середньоквадратична помилка спадає до деякого мінімуму(для кожного методу він різний) – це означає, що для цього методу досягається найбільш придатний поріг фільтрації; потім середньоквадратична помилка починає знову збільшуватись – це пояснюється тим, що зі збільшенням порогу починають відфільтровуватись більш значущі вейвлет-коефіцієнти, які містять важливі деталі зображення.

Висновки до третього розділу

Було проведено моделювання цифрової фільтрації перешкод на основі вейвлет-перетворення Хаара, вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі, дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворення із застосуванням різних варіантів задання порогової функції.

В результаті дуальне і дуально-комплексне вейвлет-перетворення продемонстрували кращі результати фільтрації при невеликих значеннях порогу: для м'якого способу задання порогової функції – до 25, а для жорсткого – до 55. При перевищенні вказаних вище значень порогів кращий результат дає фільтрація за допомогою вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі.

З отриманих результатів можна сказати, що ОБ вейвлет-перетворення краще підходить для зображень з високим рівнем шуму, тому що забезпечує кращу якість фільтрації при досягненні найбільш придатного порогу ніж інші методи. Методи дуального та дуально-комплексного вейвлет-перетворення краще підходять для зображень з відносно низькою розширювальною здатністю та низьким рівнем шуму і є більш ефективними при невеликих значеннях порогу.

РОЗДІЛ 4. ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ФІЛЬТРАЦІЇ НА БАЗІ ОБ ПЕРЕТВОРЕННЯ В СИСТЕМІ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ НОМЕРІВ CARGO ENTERPRISE

Проведемо модифікацію системи розпізнавання автомобільних номерів, яка в свою чергу входить до автоматизованої системи управління контрольно транспортним пунктом, шляхом застосування в ній нового алгоритму фільтрації, заснованого на вейвлет-перетворенні в орієнтованому базисі.

4.1. Автоматизована система управління контрольно транспортним пунктом CarGo Enterprise

Автоматизована система управління контрольно транспортним пунктом (далі, КТП) призначена для організації контролю проїзду автомобільного транспорту через точки контролю з організацією необхідного алгоритму проїзду і збору даних про автомобіль. У число таких даних входять наступні:

- державний реєстраційний номер автомобіля (номерний знак),
- напрямок руху (в'їзд / виїзд),
- повноваження автомобіля (приналежність групі доступу, згідно заздалегідь внесених даних),
- дата / час проходження точки контролю,
- час виконання формальностей згідно застосовуваним алгоритмам (огляд, інші алгоритми), опціонально.

Автоматизована система управління КТП призначена для роботи самостійно або при взаємодії з інтегрованим комплексом безпеки (далі, ІКБ) «Кодос».

Доступ автомобілів через контрольні точки (контрольні транспортні пункти, проміжні пункти реєстрації, вагові та т.п.) здійснюється на основі

даних, отриманих від телекамер системи розпізнавання державних номерних знаків автомобілів.

Підтримуються основні формати однорядкових і дворядкових номерних знаків багатьох країн Європи, Азії, Південної та Північної Америки (як загальногромадянські, так і спеціалізовані - дипломатичні, військові, поліцейські, транзитні і т.п.), що використовують арабські цифри, а також латинські та кириличні символи алфавітів.

Система приймає рішення про допуск автомобіля на контрольовану територію відповідно до правил, співставленим номерному знаку автомобіля. При прийнятті рішення про допуск автомобілі використовується тільки передній номерний знак. Система може фіксувати також і задні номерні знаки автомобіля, але задні номерні знаки не беруть участі в прийнятті рішень системою, а мають тільки інформаційний характер. Особливості розміщення відеокамер, що обробляють передній і задній номер автомобіля, можуть провокувати помилки, пов'язані з неправильним призначенням автомобілю заднього номера.

Автоматизована система управління КТП має модульну структуру і може модифікуватися для виконання конкретного алгоритму роботи.

Система складається з трьох основних функціональних модулів:

- «Сервер ТД» (інакше, Сервер точок доступу) - вузловий елемент системи. Реалізує елемент системи, що забезпечує розпізнавання номерів автомобілів, управління виконавчими пристроями, отримання результатів зважування. Елемент є обов'язковий для системи, повинен бути присутнім в складі системи мінімум один раз.

- «Адміністратор» - реалізує клієнтські робочі місця (АРМ) за типами, залежно від повноважень оператора і функціонального призначення АРМ. Елемент обов'язковий для системи, повинен бути присутнім в складі системи мінімум один раз.

- СУБД - система управління базами даних. В якості базової СУБД використовується FireBird v.2.5

Firebird (FirebirdSQL) - вільна кроссплатформова реляційна система управління базами даних (РСУБД), що працює на macOS, Linux, Microsoft Windows і різноманітних Unix платформах. Firebird використовується в різних промислових системах.

Один сервер Firebird може обробляти кілька сотень незалежних баз даних, кожна з безліччю користувацьких з'єднань. Він є повністю вільним від ліцензійних відрахувань навіть для комерційного використання.

Додаткові компоненти автоматизованої системи управління КТП:

- Сервер СКУД «Кодос» - елемент управління СКУД об'єкту, приймає від «Сервер ТД» команди управління певними виконавчими пристроями, передає «Серверу ТД» події від пов'язаних пристроїв (контролерів, ісп. Пристроїв).

- Компоненти інтегрованого відео «Globoss» - елемент необхідний для взаємодії з серверами «Globoss» і забезпечення обробки даних від оглядових відеокамер на Сервері ТД і перегляду архівів на Адміністратора АСУ КТП. Необхідний при наявності оглядових камер.

- Сервер «Globoss» - елемент управління системою охоронного і технологічного відеоспостереження об'єкта. Передає «CarGo. Сервера ТД» потоки відеоданих від пов'язаних відеокамер, приймає від «CarGo. Сервер ТД» команди на старт, зупинку запису пов'язаних відеокамер, надає для перегляду архіви відеозаписів.

Автоматизована система управління КТП в межах одного об'єкта працює з єдиною базою даних (БД АСУ КТП). Структура системи передбачає розгортання безлічі серверів і безлічі клієнтських робочих місць в межах однієї системи. Єдність системи визначається наявністю єдиної БД АСУ КТП.

В БД АСУ КТП описується структура об'єкта, порядок взаємодії проїздів, прив'язка до проїздів керуючих серверів, ведуться всі довідники системи і архів подій системи. Архів подій централізований і єдиний для всієї системи.

Система може використовувати в своїх інтересах частину виконавчих пристроїв, що входять до складу ІКБ «Кодос», розгорнутого на об'єкті. При цьому зазначені пристрої можуть також використовуватися самої ІКБ «Кодос» без втрати функціональності.

У спрощених випадках, СКУД «Кодос» може розгортатися винятково для АСУ КТП.

До складу технічних засобів системи входять:

- пристрої реєстрації і обробки даних - відеокамери та відеоадаптери, керуючі контролери та ін;
- ПК - сервер БД АСУ КТП. На ньому встановлюється серверна частина СУБД, файли БД СКУД «Кодос», файли БД АСУ КТП;
- ПК, на які встановлюється модуль «Сервер ТД». ПК фізично розміщуються на робочих місцях охорони або операторів контролю поблизу ТД. У ряді випадків (прості системи) функції ПК сервера БД АСУ КТП і Сервера ТД можуть об'єднуватися в межах одного ПК;
- ПК, на які встановлюються модулі «CarGo. Адміністратор »для АРМ« Адміністратор »,« Менеджер »та інших необхідних. Для цілей адміністрування системи може використовуватися будь-який з ПК;
- ПК відеосерверів, на яких розгортається підсистема охоронного і технологічного відеоспостереження «Globoss».
- Елементи організації світлофornoї індикації режимів проїзду, контролю додаткових датчиків і / або управління пристроями із застосуванням додаткових засобів (контролерів).

Всі ПК системи за допомогою відповідних засобів підключаються до локальної мережі або об'єднуються в окремий її сегмент.

4.2. Підсистема розпізнавання номерних знаків

Схема побудови системи розпізнавання номерів показана на рис.4.1. Вона включає наступні складові:

1. камери розпізнавання номерів;
2. оглядові камери;
3. плата для розпізнавання автомобільних номерів та оцифровки;
4. сервер баз даних «Кодос»;
5. сервер для зберігання відео;
6. клієнт користувача;
7. комутатор для зв'язку між серверами та клієнтом користувача.

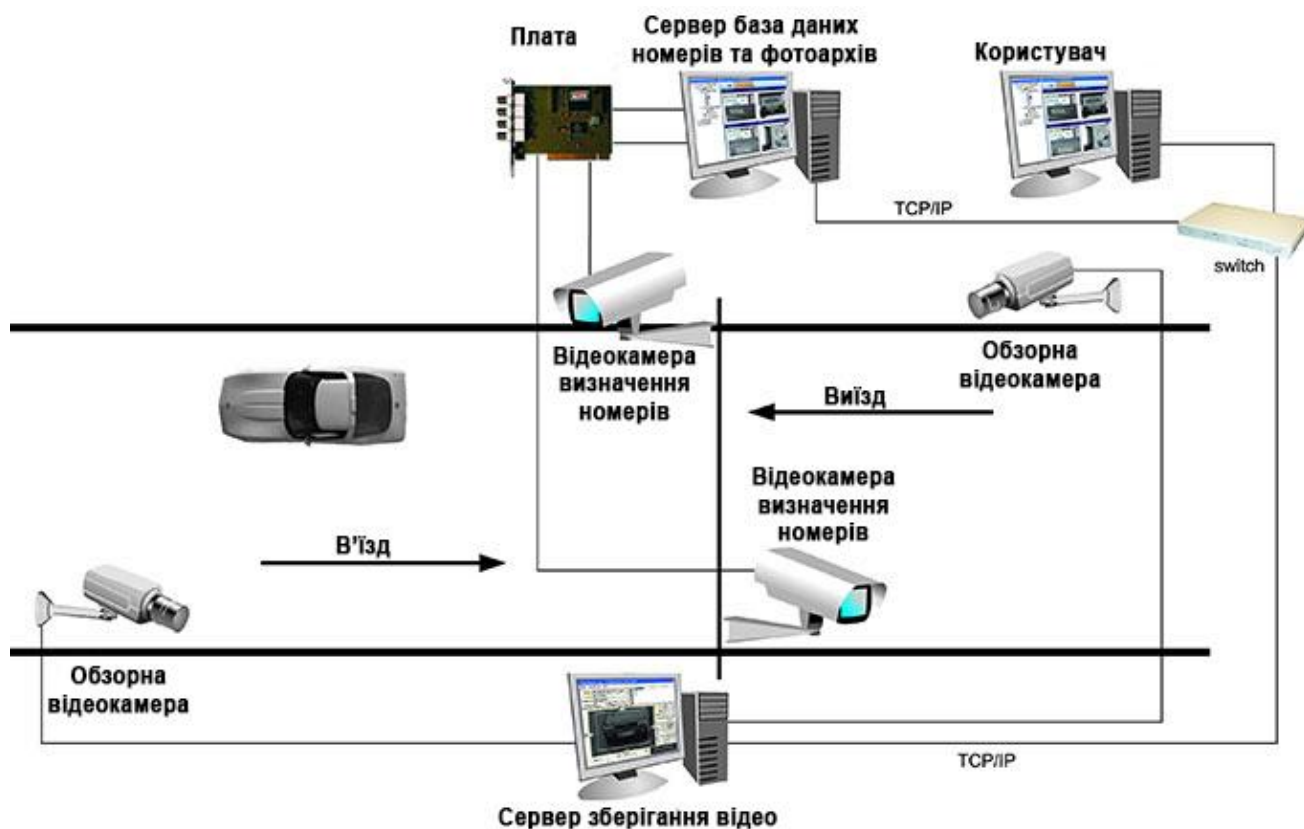


Рис. 4.1. Схема побудови системи розпізнавання номерів

При попаданні автомобільного номеру в поле видимості камера розпізнавання номерів робить знімок, який в подальшому оцифровується за

допомогою плати відеозахвату, яка передає отримані дані на сервер бази даних. Після розпізнання номеру система порівнює його зі списком дозволених номерів і приймає рішення щодо пропуску автомобіля. Оглядові камери дозволяють отримати більш розгорнуту інформацію про проїхавший автомобіль. Відеозаписи с оглядових камер зберігаються на окремому сервері. Для обміну даними між серверами та користувацьким клієнтом вони з'єднані між собою за допомогою комутатора локальної мережі.

4.3. Основні параметри і вимоги до параметрів складових системи розпізнавання

Для забезпечення високої вірогідності розпізнавання, крім програмного забезпечення необхідно задовольнити такі вимоги до знімальної апаратури, як: роздільна здатність камери, розмір матриці, фокусна відстань, тип об'єктиву, та швидкість затвору.

Для точного розрахунку роздільної здатності камери слід врахувати, що зображення номера по ширині не повинно бути менше 80 пікс. Рекомендований розмір номера в кадрі по ширині повинен становити від 150 до 200 пікс.

Формула розрахунку дозволу камери по горизонталі

$$(w / n) * p,$$

де w - ширина огляду в зоні фіксації (м), n - розмір автомобільного номера (м), p - рекомендований розмір і зображення номера в пікс.

В якості вихідних були взяті такі дані: ширина проїзду 4 метри, розмір стандартного номера по ширині 520 мм, рекомендований розмір зображення номера по ширині 150 пікс.

Виходячи з формули було отримано:

$$(4 / 0,52) \wedge 150 = 1154 \text{ пікс.}$$

Даний розрахунок показує, що для стандартного проїзду шириною 4 метри підійде камера з роздільною здатністю HD (1280x720пікс).

Для вирішення типових задач використання камер з великою роздільною здатністю може призвести до гірших результатів, тому що зі збільшенням дозволу погіршується світлочутливість камери, що погано позначається при розпізнаванні в темний час доби.

Відомо, чим більше фізичний розмір матриці, тим вона більш світлочутлива. Для розпізнавання номерів рекомендується використовувати матриці не менше 1/3 "дюйма (рис.4.2). Оптимальним значенням буде камера з розміром матриці 1/2" дюйма і більше.



Рис. 4.2 Різниця зображення номера на камерах з матрицями 1 / 2,8 " і 1/2 "

Фокусна відстань (кут огляду) залежить від віддаленості камери до місця розпізнавання. Рекомендується виходити з такого значення при виборі об'єктива - ширина огляду камери повинна бути рівна ширині проїзду.

Якщо заздалегідь відомо точне місце установки камери, використовується об'єктив з фіксованою фокусною відстанню. За інших рівних умов, в порівнянні з варіофокальним об'єктивом, фіксований об'єктив має більшу світлосилу і дасть кращий результат при розпізнаванні. Варіофокальний об'єктив дає перевагу при налаштуванні кута огляду в процесі монтажу, коли заздалегідь

точне місце розташування камери невідомо. Мінусом його є менша світлосила і необхідність періодичної юстирування фокуса.

Налаштування параметрів камери для розпізнавання номерів відрізняється від типових для стандартних завдань оглядового відеоспостереження

Для завдань відеоаналітики з розпізнавання автомобільних номерів рекомендується використовувати камери з можливістю налаштування довжини витримки кадру.

Рекомендовані параметри швидкості затвора:

- при швидкості автомобілів до 40 км / год довжина витримки повинна бути не вище 1/500 с;
- при швидкості автомобілів понад 40 км / год довжина витримки повинна бути не вище 1/1000 с;
- якщо автомобіль зупиняється перед стоп лінією або перед шлагбаумом довжина витримки може бути збільшена до 1/250 с.

Рекомендовані параметри частоти кадрів для розпізнавання номерів:

- при швидкості автомобіля до 40 км / ч оптимальним значенням буде 3-8 к / с;
- при швидкості автомобіля понад 40 км / год рекомендується частота кадрів не менше 25 к / с.

4.4. Вибір знімальної апаратури для системи розпізнавання автомобільних номерів

З огляду на описані вище вимоги була обрана камера Viatec VE-8040EF, яка наступні характеристики, представлені в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Технічна характеристика	Значення
Роздільна здатність	650 ТВЛ
Тип	Провідна
Інфрачервона підсвітка	до 60 м
Вид	Вулична
Об'єкти в комплекті	Варіофокальний
Розмір матриці	1/3"
Кольорова зйомка	Присутня
Виробник і тип матриці	Sony Super HAD CCD
Фокусна відстань	2.8 - 12 мм
Баланс білого	Автоматичний
Мінімальна освітленість	0.1, 0 с ІЧ Люкс
Додаткові характеристики	Система відеосигналу: PAL Швидкість затвору: 1/60 (1/50) — 1/100 000 сек Клас захисту: IP66
Робоча напруга	12 В
Діапазон робочих температур	-10 - +50 °С

Для детекції автомобільних номерів та оцифрування сигналу була обрана плата Line PCI-E 4x25 Hybrid , яка має такі характеристики, табл. 4.2.

Таблиця 4.2.

Характеристики плати Line PCI-E 4x25 Hybrid

Операційна система	Windows Xp / Windows 7 / Windows 2003, 2008 (32 bit and 64 bit)
Тип виробу	плата відеозахвату
Технічні характеристики	
Відео стиснення	H.264
Відеостандарт	PAL / NTSC
Входи	4/2
Швидкість запису	25к/с на канал
Робочі параметри	
Діапазон робочих температур	0°C ~ +55°C
Фізичні характеристики	
Розмір	140x120мм

Плата має окремий аналогово-цифровий перетворювач з підсилювачем сигналу на кожен канал

4.5. Модифікація підсистеми розпізнавання автомобільних номерів

Модифікація підсистеми полягає у зміні програмного забезпечення, яке встановлено на сервері і виконує обробку зображення.

Спочатку отримане зображення приходить на сервер. Потім за допомогою встановленого програмного забезпечення здійснюється обробка зображення: фільтрація від шумів, бінаризація та саме алгоритм розпізнавання.

Для якісного розпізнавання номерного знаку необхідно зберегти якомога чіткіші контури символів. Використовуваний метод фільтрації при значному рівні шуму спотворює границі зображення.

Застосування способу фільтрації на базі вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі у даному програмному забезпеченні покращить якість передобробки і тим самим підвищить вірогідність розпізнання автомобільного номеру в умовах поганого освітлення, а також дозволить застосовувати більш дешеві камери відеоспостереження з меншою світлочутливістю.

Для демонстрації відмінностей між стандартним алгоритмом фільтрації програмного забезпечення та запропонованим було проведено фільтрацію за допомогою медіанних фільтрів та порівняно з тим, що було отримано після вейвлет-фільтрації за допомогою ОБ-перетворення. Вихідне зашумлене зображення та результати фільтрації показані на рис. 4.3.

З отриманих результатів можна побачити, що запропонований метод фільтрації краще відсіює шуми так і залишає чіткість зображення практично на тому самому рівні. Параметр якості середньоквадратична помилка для ОБ становить 7%, а для медіанної фільтрації 15%.

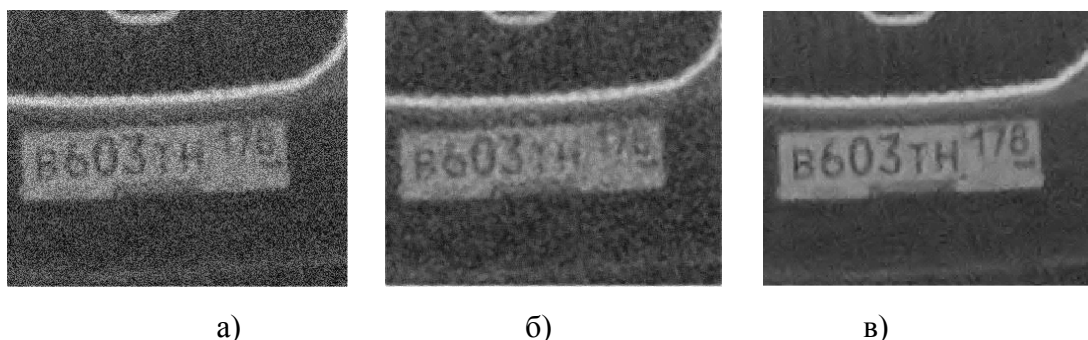


Рис.4.3. Результати фільтрації: а – вихідне(зашумлене) зображення, б – відфільтроване за допомогою медіанного фільтра, в – відфільтроване за допомогою методу на базі ОБ.

Висновки до четвертого розділу

1. На базі розгляду функціональних можливостей автоматизованого комплексу управління контрольно-транспортним пунктом CarGo Enterprise запропонована модифікація системи розпізнавання автомобільних номерів як апаратної частини так і ПЗ.

2. Для вирішення задачі модифікації апаратної частини розраховано основні параметри і обрано основні елементи знімальної апаратури системи розпізнавання автомобільних номерів, виходячи з міркувань забезпечення високої якості отриманого зображення. Для отримання необхідних розмірів номерного знаку (у пікселях) було обрано аналогову камеру з роздільною здатністю зйомки 650 ТВЛ, що приблизно відповідає цифровому зображенню з в 720р. Також ця камера має інфрачервону підсвітку для зйомки в темну пору доби. Великий діапазон налаштування швидкості затвору дозволить адаптувати камеру для зйомки в різних умовах швидкості руху автомобілів. Для детекції номерів та оцифрування отриманого зображення було обрано плату, яка працює з відео стандартом PAL, який використовується камерою. Також вона має окремий підсилювач сигналу на кожен канал

3. Проведена модернізація ПЗ системи розпізнавання номерів шляхом використання ОБ вейвлет-перетворення для фільтрації зображень, що

дозволило отримати більш чітке зображення, особливо в умовах недостатньої освітленості та виникненні шумів як в самій матриці камери так і в каналах передачі даних. Таким чином, якість фільтрації була покращена на 7% виходячи з отриманих значень середньоквадратичної помилки. На відміну від традиційних методів фільтрації ОБ-перетворення не спотворює границь зображення, що є дуже важливим в алгоритмі розпізнавання символів.

РОЗДІЛ 5. РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

Стартап як форма малого ризикового (венчурного) підприємництва впродовж останнього десятиліття набула широкого розповсюдження у світі через зниження бар'єрів входу в ринок (із появою Інтернету як інструменту комунікацій та збуту стало простіше знаходити споживачів та інвесторів, займатись пошуком ресурсів, перетинати кордони між ринками різних країн), і вважається однією із наріжних складових інноваційної економіки, оскільки за рахунок мобільності, гнучкості та великої кількості стартап-проектів загальна маса інноваційних ідей зростає.

Проте створення та ринкове впровадження стартап-проектів відзначається підвищеною мірою ризику, ринково успішними стає лише невелика частка, що за різними оцінками складає від 10% до 20%. Ідея стартап-проекту, взята окремо, не вартує майже нічого: головним завданням керівника проекту на початковому етапі його існування є перетворення ідеї проекту у працюючу бізнес-модель, що починається із формування концепції товару (послуги) для визначеної клієнтської групи за наявних ринкових умов.

Етапи розроблення стартап-проекту:

1. Маркетинговий аналіз стартап-проекту

В межах цього етапу:

- розробляється опис самої ідеї проекту та визначаються загальні напрями використання потенційного товару чи послуги, а також їх відмінність від конкурентів;
- аналізуються ринкові можливості щодо його реалізації;
- на базі аналізу ринкового середовища розробляється стратегія ринкового впровадження потенційного товару в межах проекту.

2. Організація стартап-проекту

В межах цього етапу:

- складається календарний план-графік реалізації стартап-проекту;

- розраховується потреба в основних засобах та нематеріальних активах;
- визначається плановий обсяг виробництва потенційного товару, на основі чого формулюється потреба у матеріальних ресурсах та персоналі;
- розраховуються загальні початкові витрати на запуск проекту та планові загальногосподарські витрати, необхідні для реалізації проекту.

3. Фінансово-економічний аналіз та оцінка ризиків проекту

В межах цього етапу:

- визначається обсяг інвестиційних витрат;
- розраховуються основні фінансово-економічні показники проекту (обсяг виробництва продукції, собівартість виробництва, ціна реалізації, податкове навантаження та чистий прибуток) та визначаються показники інвестиційної привабливості проекту (запас фінансової міцності, рентабельність продажів та інвестицій, період окупності проекту);
- визначається рівень ризикованості проекту, визначаються основні ризики проекту та шляхи їх запобігання (реагування на ризики).

4. Заходи з комерціалізації проекту

Цей етап спрямовано на пошук інвесторів та просування інвестиційної пропозиції (оферти). Він передбачає:

- визначення цільової групи інвесторів та опису їх ділових інтересів;
- складання інвест-пропозиції (оферти): стислої характеристики проекту для попереднього ознайомлення інвестора із проектом;
- планування заходів з просування оферти: визначення комунікаційних каналів та площадок та планування системи заходів з просування в межах обраних каналів;
- планування ресурсів для реалізації заходів з просування оферти.

Означені етапи, реалізовані послідовно та вчасно — створюють передумови для успішного ринкового старту.

5.1. Опис ідеї проекту

Опис ідеї стартап-проекту наведено в табл. 5.1, визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту в табл.5.2.

Таблиця 5.1.

Опис ідеї стартап - проекту

<i>Зміст ідеї</i>	<i>Напрямки застосування</i>	<i>Вигоди для користувача</i>
Зміст ідеї: створення системи автоматичного розпізнавання номерів, в якій використовується вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі	1. Охоронна галузь;	Підвищення рівня безпеки на контрольно транспортних пунктах
	2. Логістична галузь;	Збільшення вірогідності успішного розпізнавання автомобільних номерів у транспортних службах

Таблиця 5.2.

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

<i>Техніко-економічні характеристики ідеї</i>	<i>(потенційні) товари/концепції конкурентів</i>				<i>W слабка сторона</i>	<i>N нейтраль на сторона</i>	<i>S сильна сторона</i>
	<i>Мій проект</i>	<i>Конкурент 1</i>	<i>Конкурент 2</i>	<i>Конкурент 3</i>			
Роздільна здатність камери	720p	720p	1080p	1080p		=	
Мінімальна освітленості камери	0-0.1 Люкс	Від 0.4 Люкс	Від 0.25 Люкс	0.2-0.5 Люкс			+
Потреба в окремому ПК, який виконує функції сервера	так	так	так	ні	-		
Застосування більш досконалого алгоритму фільтрації	так	ні	ні	ні			+

5.2. Технологічний аудит ідеї проекту

Технологічна здійсненність ідеї проекту наведено в табл.5.3.

Таблиця 5.3.

Технологічна здійсненність ідеї проекту

<i>Ідея проекту</i>	<i>Технології її реалізації</i>	<i>Наявність технологій</i>	<i>Доступність технологій</i>
Фільтрація цифрових зображень за допомогою алгоритму на базі ОБ-перетворення	Розробка, дослідження, програмування;	Наявна	Доступна

5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Попередня характеристика потенційного ринку стартап проекту наведено в табл. 5.4., а характеристика потенційних клієнтів в табл.5.5.

Таблиця 5.4.

Попередня характеристика потенційного ринку стартап проекту

<i>Показники стану ринку (найменування)</i>	<i>Характеристика</i>
Кількість головних гравців, од	12
Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	100
Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Наявність масового виробника
Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	35

Таблиця 5.5.

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

<i>Потреба, що формує ринок</i>	<i>Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)</i>	<i>Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів</i>	<i>Вимоги споживачів до товару</i>
Швидкий розвиток транспортної газулі, що потребує удосконалення засобів контролю	1) Підприємства, в службі безпеки яких присутні системи для розпізнавання автомобільних номерів 2) Служби транспортного контролю	Експлуатація як у динаміці так і у статичності, в різних, як складних, так і умовах спокою;	- до продукції: Ефективність Дешевизна - до компанії-постачальника: Професіоналізм Чесність Порядність Технічна підтримка

Фактори загроз, їх зміст та можлива реакція компанії наведено в табл. 5.6.

Таблиця 5.6.

Фактори загроз

<i>Фактор</i>	<i>Зміст загрози</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
Конкуренція	Можливість появи нових гравців на ринку, продукція яких буде кращою за ту ж вартість	Модифікація алгоритму фільтрації, зниження собівартості складових системи

В табл. 5.7. наведено фактори можливостей, їх зміст та можливу реакцію компанії.

Таблиця 5.7.

Фактори можливостей

<i>Фактор</i>	<i>Зміст можливості</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
Ефективність розпізнавання номерних знаків	Ефективно відфільтроване зображення дає кращі передумови для розпізнавання символів, зображених на номерному знаку	Залучення нових клієнтів за допомогою маркетингу

В табл. 5.8. наведено результати ступеневого аналізу конкуренції на ринку, а в табл.5.9. аналіз конкуренції в галузі за М.Портером.

Таблиця 5.8.

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

<i>Особливості конкурентного середовища</i>	<i>В чому проявляється дана характеристика</i>	<i>Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)</i>
1. Тип конкуренції: чиста	В кого краще - в того купують	Покращення якості товару
2. За рівнем конкурентної боротьби: світова	Належить до широкого ринку збуту;	Розширення функціоналу та орієнтації користувачів
3. За галузевою ознакою: міжгалузева	Може бути використана в декількох галузях, які працюють з контролем транспортних засобів	Розширення функціоналу та галузей застосування, покращення ефективності алгоритму
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-видова	Відрізняється алгоритмом фільтрації	Покращення ефективності алгоритму
5. За характером конкурентних переваг: цінова та нецінова	Чим дешевше – тим привабливіше; Чим краще – тим рентабельніше;	Покращення цінової політики та якості товару
6. За інтенсивністю: не марочна	Не жорстка конкуренція	Не агресивні форми піару

Таблиця 5.9.

Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	NumberOK Enterprise	WORLDVISION	Відомий перевірений часом бренд	Фактори сили відсутні	Підвищення якості замінників
Висновки:	Інтенсивна конкуренція за рахунок посилено маркетингового тиску	На ринку є конкуренти, що мають таку ж по якості продукцію, але вона набагато дорожча.	Постачальники диктують ціни на продукцію	Не диктують	Обмеження для роботи на ринку через товари замінники

В табл.5.10. наведено фактори конкурентоспроможності та обґрунтування їх значущості.

Таблиця 5.9.

Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
Ціна	Серед схожих по характеристикам систем обиратимуть ту, яка дешевше
Якість	Серед схожих по ціні систем обиратимуть яка має кращі характеристики
Відомість	При рівності двох перших факторів обиратимуть більш відомий товар

Результати порівняльного аналізу сильних та слабких сторін наведено в табл.5.11.

Таблиця 5.10.

Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «NanoVision»

№ п/ п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з NanoVision						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Ціна				+				
2	Якість				+				
3	Відомість						+		

В табл.5.12. наведено аналіз слабких, сильних сторін стартап-проекту а також можливості та загрози.

Таблиця 5.12.

SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Кращі характеристики знімальної апаратури; Якісна передобробка зображення	Слабкі сторони: Потреба в окремому ПК, який виконує функції сервера
Можливості: Можливість розширення функціоналу системи та налаштування її під особисті побажання замовника; Можливість покращення алгоритму системи	Загрози: Поява більш ефективних методів фільтрації

5.4. Розробка маркетингової програми стартап-проекту

Для розроблення маркетингової програми стартап-проекту перш за все необхідно визначити базову стратегію конкурентної поведінки. Результати наведені в табл. 5.13.

Таблиця 5.113.

Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

<i>Чи є проект «періопрхідцем» на ринку?</i>	<i>Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?</i>	<i>Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?</i>	<i>Стратегія конкурентної поведінки*</i>
З точки зору принципів побудови системи – ні З точки зору обраного алгоритму фільтрації – так	Забирати існуючих у конкурентів	Так – Базу даних номерів та систему управління базами даних	Стратегія заняття конкурентної ніші

В табл. 5.14. наведено визначення ключових переваг концепції потенційного товару, тобто, вигоду, яку пропонує дана система для споживачів.

Таблиця 5.14.

Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

<i>Потреба</i>	<i>Вигода, яку пропонує товар</i>	<i>Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)</i>
Підвищення якості розпізнавання автомобільних номерів	Ефективність та конкурентноспроможність	Застосування нового алгоритму фільтрації, що забезпечує кращу якість розпізнавання; Низька вартість продукту; Технічна підтримка та оновлення ПО

В табл.5.15 наведено рівень цін на товари заміни та аналоги, а також верхня та нижня межа ціни на систему.

Таблиця 5.15.

Визначення меж встановлення ціни

<i>Рівень цін на товари-замінники</i>	<i>Рівень цін на товари-аналоги</i>	<i>Рівень доходів цільової групи споживачів</i>	<i>Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу</i>
120-170% від ціни нашого продукту	120-130% від ціни нашого продукту	від 100000 грн	12000-15000 грн

Формування системи збуту наведено в табл.5.16.

Таблиця 5.16.

Формування системи збуту

<i>Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів</i>	<i>Функції збуту, які має виконувати постачальник товару</i>	<i>Глибина каналу збуту</i>	<i>Оптимальна система збуту</i>
Роздрібна та оптова закупівля продукту	Збут та налаштування товару	Усі можливі канали збуту (глибока)	Власна

Висновки по п'ятого розділу

В результаті проведеного маркетингового аналізу перспектив реалізації запропонованих науково-технічних рішень та пропозицій, оцінювання можливостей їх ринкового впровадження можна стверджувати, що розроблена система має можливість ринкової комерціалізації та може бути рентабельним

проектом на ринку. Зростання попиту на аналогічні товари додає масовості придбання подібних систем, але створює жорсткі конкурентні умови виходу на ринок.

Проект має високі перспективи впровадження з огляду на сучасний стан ринку, яких потребує більш ефективних та економних рішень. Перешкодами входження на ринок може бути наявність масового виробника, Сильний конкурентний тиск з боку великих фірм аналогічних систем, потреба у великій кількості кваліфікованих кадрів та дорогої апаратури. Але якщо правильно розставити пріоритети, зарекомендувати себе на ринку, то проект має великі шанси на прибуток. Подальша імплементація проекту є доцільною та рентабельною.

ВИСНОВКИ

Проведене дослідження показало, що більшість відомих методів фільтрації не забезпечують необхідної якості зображень, які потрібні для подальшої обробки системою розпізнавання автомобільних номерів. Використання алгоритмів фільтрації на базі вейвлет-перетворень вирішує дану проблему, так як вейвлет-фільтрація менше спотворює дрібні деталі зображення, а також контури границь об'єктів зображення. Для дослідження в даній роботі були обрані відомі алгоритми фільтрації на основі вейвлет-перетворення Хаара, дуальне та дуально-комплексне вейвлет-перетворення та новий алгоритм на базі вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі.

Обрані методи фільтрували зображення при двох варіантах задання порогової функції та значеннях порогу від 0 до 100. Для оцінки якості фільтрації було обрано параметр середньоквадратичної помилки. Отримані результати показали перспективність застосування ОБ-перетворення для фільтрації зображень, отриманих з камер розпізнавання автомобільних номерів. Про це свідчить найменше значення середньоквадратичної помилки 7%, що є найменшим серед всіх досліджених методів, яке досягається при значенні порогу 30 для м'якого способу задання порогової функції. Метод фільтрації заснований на ВП Хаара показав середньоквадратичну помилку 8%, дуальне ВП – 8%, а ДКВП- 7,5%. Дані значення середньоквадратичних помилок досягаються при наступних значеннях порогу: ВП Хаара – 35, дуальне ВП – 25, ДКВП – 20.

Алгоритми на основі медіанних фільтрів, які використовуються в більшості систем розпізнавання номерів через простоту, значно розмивають деталі зображення, особливо це помітно при значних рівнях шуму, наприклад, 20%. Використання даного алгоритму до досліджуваного зашумленого зображення дало значення середньоквадратичної помилки 16%, що є дуже поганим результатом.

Застосування методу фільтрації на базі ОБ-перетворення в системах розпізнавання автомобільних номерів дозволить покращити якість фільтрації зашумлених зображень, що в свою чергу підвищить імовірність розпізнання автомобільного номеру.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Addison, P. S. The illustrated wavelet transform handbook: applications in science, engineering, medicine and finance / P. S. Addison. – Bristol ; Philadelphia: IOP Publishing, 2002, p.90-98.
2. Barber, S. Real nonparametric regression with complex wavelets / S. Barber, G. P. Nason // Journal of the Royal Statistical Society B. – 2004. – Vol. 66. – p. 927-939.
3. Chang, S. G. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression / S. G. Chang, B. Yu, M. Vetterli // IEEE Trans. Image Proc. – 2000. – Vol. 9. – p. 1532-1546.
4. Daubechies, I. Ten lectures on wavelets / I. Daubechies. – Philadelphia: S.I.A.M., 1992, p.132-140.
5. Donoho, D. L. De-noising by soft-thresholding / D. L. Donoho // IEEE Transactions on Information Theory. – 1995. – Vol. 41. – p. 613-627.
6. Donoho, D. L. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // Biometrika. – 1994. – Vol. 81. – p. 425-455.
7. Downie, T. R. The discrete multiple wavelet transform and thresholding methods / T. R. Downie, B. W. Siverman // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1998. – Vol. 46(9). – p. 2258-2562.
8. Fryzlewicz, P. Time-threshold maps: using information from wavelet reconstructions with all threshold values simultaneously / P. Fryzlewicz // Journal of the Korean Statistical Society. – 2012. – Vol. 41. – p. 145-159.
9. Grossman, A. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape / A. Grossman, J. Morlet // SIAM J. Math. Anal. – 1984. – Vol. 15. – p. 723–736.
10. Haar, A. Zur theorie der orthogonalen funktionen-systeme / A. Haar // Mathematische Annalen. – 1910. – Vol. 69. – p. 331–371.
11. Hubbard, B. B. The world according to wavelets: the story of a

mathematical technique in the making (2-nd ed.) / B. B. Hubbard. – New York: A. K. Peters, 1998, p.50-70.

12. Jaffard, S. Wavelets: tools for science and technology / S. Jaffard, Y. Meyer, R. Ryan. – Philadelphia: S.I.A.M., 2001, p.178-190.

13. Jansen, M. Noise reduction by wavelet thresholding / M. Jansen. – New York: Springer-Verlag, 2001, p.475-483.

14. Johnstone, I. M. Empirical Bayes selection of wavelet thresholds / I. M. Johnstone, B. W. Silverman // *Annals of Statistics*. – 2005. – Vol. 33. – p.1700-1752.

15. Kaiser, G. A friendly guide to wavelets / G. Kaiser. – Boston: Birkhauser, 1994, p.109-117.

16. Mallat S. A theory for multiresolutional signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, N7, p.674-693.

17. Mallat, S. G. A wavelet tour of signal processing / S. G. Mallat. – New York: Academic Press, 1998, p.502-529.

18. Meyer, Y. Wavelets and operators / Y. Meyer. – Cambridge: Cambridge University Press, 1993, p.39-47.

19. Meyer, Y. Wavelets: Algorithms and applications / Y. Meyer. – Philadelphia: S.I.A.M., 1993, p.73-92.

20. Sosnovtseva, O. V. Interference microscopy under double-wavelet analysis: a new tool to studying cell dynamics / O. V. Sosnovtseva, A. N. Pavlov, N. A. Brazhe, A. R. Brazhe, L. A. Erokhova, G. V. Maksimov, E. Mosekilde // *Physical Review Letters*. – 2005, p.32-38.

21. Torrence, C. A practical guide to wavelet analysis / C. Torrence, G. P. Compo // *Bull. Amer. Meteor. Soc.* – 1998. – Vol. 79. – p.61–78.

22. Zhang, H. A novel wavelet transform technique for on-line partial discharge measurements. 1. WT de-noising algorithm / H. Zhang, T. R. Blackburn, B. T. Phung, D. Sen // *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. – 2007. – Vol. 14. – p.3-14.

23. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: Основы теории и примеры применения. – Успехи физических наук, 1996, т.166, № 11, ст. 1145-1170.
24. Бендат, Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсол. – М.: Мир, 1989, с.433-450.
25. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. – СПб, ВУС, 1999, с.103-109
26. Давыдов А.В., проф. Вейвлеты и вейвлетный анализю – Лекции – 2005, с.20-44.
27. Зотин А.Г. Адаптивный метод обнаружения текстовых зон в видеопотоке на основе яркостных карт, с.76-87.
28. Каплан, Д. Практические основы аналоговых и цифровых схем / Д. Каплан, К. Уайт. – М.: Техносфера, 2007, с.112-132.
29. Коробов Д. В., Патин М. В. Метод распознавания шрифта текста с изображения // Молодой ученый. — 2016. — №12. — С. 161-165. — URL <https://moluch.ru/archive/116/31528/> (дата обращения: 08.11.2018).
30. Мельниченко О.Л., Панченко М.В. - «Використання вейвлет-перетворень для обробки зображень». - X МІЖНАРОДНА НАУКОВО-ТЕХНІЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ МОЛОДИХ ВЧЕНИХ «ЕЛЕКТРОНІКА-2017» Збірник статей, ст. 269-272
31. Оппенгейм, А. Цифровая обработка сигналов / А. Оппенгейм, Р. Шафер. – М.: Техносфера, 2007, с.232-238.
32. Терещенко Т.О., Ямненко Ю.С., Мельниченко О.Л., Панченко М.В. – «Вейвлет-перетворення для фільтрації зображень із відеокамер спостереження». - Науковий журнал «Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки», Том 29 (68) № 3 2018 Частина 2, ст. 14-18.
33. Ясін, А. С. Цифрова вейвлет-фільтрація зашумлених даних: вплив порогового рівня і вибору вейвлета / А. С. Ясін, А. Н. Павлов, А. Е. Храмов // Радіотехніка та електроніка. - 2016. - Т. 61, № 2. - С. 149-155.

Додаток А

Лістинг загального для усіх алгоритмів коду

```

Den3s.m
s1 = double(imread('st.tif'));
[m,n]=size(s1);
if rem(m,3)~=0 | rem(n,3)~=0
    disp(['Розмір зображення не є
кратним трьох!']);
    return;
else
    end

s = s1(:, :, 3);
x = s + 20*randn(size(s));
t = 0:1:100;
es = den2s(s,x,t);
eh = den2h(s,x,t);
res = rden2s(s,x,t);
reh = rden2h(s,x,t);
ces = cden2s(s,x,t);
ceh = cden2h(s,x,t);
obs = obden2s (s,x,t,m,n);
obh = obden2h (s,x,t,m,n);

figure(1)
%plot(t,reh)
%hold on
plot(t,eh,'r')
hold on

plot(t,reh,'-.')
hold on
plot(t,ceh,'.')
hold on
plot(t,obh,'-')
title('RMS error V.S. Threshold Pt.')
xlabel('Threshold pt. ');
ylabel('RMS error');
legend('Standard method
hard','Reduced 2-D dual-tree hard',
'Complex 2-D dual-tree hard', 'Oriented
basis method hard', 0);

figure(2)
%plot(t,res)
%hold on
plot(t,es,'r')
hold on
plot(t,res,'-.')
hold on
plot(t,ces,'.')
hold on
plot(t,obs,'-')
title('RMS error V.S. Threshold Pt.')
xlabel('Threshold pt. ');
ylabel('RMS error');

```

```

legend('Standard method soft','Reduced
2-D dual-tree soft', 'Complex 2-D dual-
tree soft', 'Oriented basis method soft',
0);

```

```

[emin,k] = min(res);

```

```

T = t(k);

```

```

y = denR2Ds(x,T);

```

```

figure(3)

```

```

clf

```

```

image(y/4)

```

```

colormap(gray)

```

```

axis image

```

```

axis off

```

```

print -deps den3_A

```

```

ax = [280*[1 1] 250*[1 1]]+[0 1 0
1]*120;

```

```

figure(4)

```

```

clf

```

```

image(y/4)

```

```

colormap(gray)

```

```

axis(ax)

```

```

axis square

```

```

axis off

```

```

print -deps den3_B

```

```

[emin,k] = min(reh);

```

```

T = t(k);

```

```

y = denR2Dh(x,T);

```

```

figure(5)

```

```

clf

```

```

image(y/4)

```

```

colormap(gray)

```

```

axis image

```

```

axis off

```

```

print -deps cden3_A

```

```

figure(6)

```

```

clf

```

```

image(y/4)

```

```

colormap(gray)

```

```

axis(ax)

```

```

axis square

```

```

axis off

```

```

print -deps cden3_B

```

```

[emin,k] = min(ces);

```

```

T = t(k);

```

```

y = denC2Ds(x,T);

```

```

figure(7)

```

```

clf

```

```

image(y/4)

```

```

colormap(gray)

```

```

axis image

```

```

axis off

```

```

print -deps den3_A

```

```
ax = [280*[1 1] 250*[1 1]]+[0 1 0
1]*120;
```

```
figure(8)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis(ax)
axis square
axis off
print -deps den3_B
```

```
[emin,k] = min(ceh);
T = t(k);
y = denC2Dh(x,T);
figure(9)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis image
axis off
print -deps cden3_A
```

```
figure(10)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis(ax)
```

```
axis square
axis off
print -deps cden3_B
```

```
[emin,k] = min(es);
T = t(k);
y = denS2Ds(x,T);
figure(11)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis image
axis off
print -deps den3_A
```

```
ax = [280*[1 1] 250*[1 1]]+[0 1 0
1]*120;
```

```
figure(12)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis(ax)
axis square
axis off
print -deps den3_B
```

```
[emin,k] = min(eh);
T = t(k);
```



```

y = denS2Dh(x,T);
figure(13)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis image
axis off
print -deps cden3_A

```

```

figure(14)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis(ax)
axis square
axis off
print -deps cden3_B

```

```

[emin,k] = min(obh);
T = t(k);
y = obS2Dh(x,T);
figure(15)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis image
axis off
print -deps cden3_A

```

```

ax = [280*[1 1] 250*[1 1]]+[0 1 0
1]*120;

```

```

figure(16)
clf
image(y/4)
colormap(gray)
axis(ax)
axis square
axis off
print -deps cden3_B

```

Додаток Б

Лістинг коду для алгоритму з вейвлет-перетворенням Хаара

den2s.m

```
function e = den2(s,x,t)
N = length(t);
for k = 1:N
    y = denS2Ds(x,t(k));
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
end
```

denS2Ds.m

```
function y = denS2D(x,T)
[af, sf] = farras;
J = 4;
w = dwt2D(x,J,af);
for j = 1:J
    for s = 1:3
        w{j}{s} = wthresh(w{j}{s},'s',T);
    end
end
y = idwt2D(w,J,sf);
```

dwt2d.m

```
function w = dwt2D(x, J, af)
for k = 1:J
    [x w{k}] = afb2D(x, af, af);
end
End
```

Додаток В

Лістинг коду для алгоритму з дуальним вейвлет-перетворенням

rden2.m

```
function re = rden2(s,x,t)
N = length(t);
for k = 1:N
    y = denR2Ds(x,t(k));
    re(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
end
```

denR2Ds.m

```
function y = denR2D(x,T);
[Faf, Fsf] = FSfarras;
[af, sf] = dualfilt1;
J = 4;
w = dualtree2D(x,J,Faf,af);
for j = 1:J
    for s1 = 1:2
        for s2 = 1:3
            w{j}{s1}{s2} =
wthresh(w{j}{s1}{s2},'s',T);
        end
    end
end
y = idualtree2D(w,J,Fsf,sf);
```

dualtree2D.m

```
function w = dualtree2D(x, J, Faf, af)
% Tree 1
[x1 w{1}{1}] = afb2D(x, Faf{1});
% stage 1
```

```
for j = 2:J
    [x1 w{j}{1}] = afb2D(x1, af{1}); %
remaining stages
end
w{J+1}{1} = x1; %
lowpass subband
```

% Tree 2

```
[x2 w{1}{2}] = afb2D(x, Faf{2});
% stage 1
for j = 2:J
    [x2 w{j}{2}] = afb2D(x2, af{2}); %
remaining stages
end
w{J+1}{2} = x2; %
lowpass subband
```

% sum and difference

```
for j = 1:J
    for m = 1:3
        A = w{j}{1}{m};
        B = w{j}{2}{m};
        w{j}{1}{m} = (A+B)/sqrt(2);
        w{j}{2}{m} = (A-B)/sqrt(2);
    end
end
```

idualtree2D.m

```

function y = idualtree2D(w, J, Fsf, sf)
% sum and difference
for k = 1:J
    for m = 1:3
        A = w{k}{1}{m};
        B = w{k}{2}{m};
        w{k}{1}{m} = (A+B)/sqrt(2);
        w{k}{2}{m} = (A-B)/sqrt(2);
    end
end

% Tree 1
y1 = w{J+1}{1};
for j = J:-1:2
    y1 = sfb2D(y1, w{j}{1}, sf{1});
end
y1 = sfb2D(y1, w{1}{1}, Fsf{1});

% Tree 2
y2 = w{J+1}{2};
for j = J:-1:2
    y2 = sfb2D(y2, w{j}{2}, sf{2});
end
y2 = sfb2D(y2, w{1}{2}, Fsf{2});

% normalization
y = (y1 + y2)/sqrt(2);

```

Додаток Г

Лістинг коду для алгоритму з дуально-комплексним вейвлет-перетворенням

Cden2s.m

```
function e = cden2(s,x,t)
N = length(t);
for k = 1:N
    y = denC2Ds(x,t(k));
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
```

```
end
```

denC2Ds.m

```
function y = denC2D(x,T);

[Faf, Fsf] = FSfarras;
[af, sf] = dualfilt1;
J = 4;
w = cplx2dual2D(x,J,Faf,af);
I = sqrt(-1);
for j = 1:J
    for s1 = 1:2
        for s2 = 1:3
            C = w{j}{1}{s1}{s2} +
I*w{j}{2}{s1}{s2};
            C = wthresh(C,'s',T);
            w{j}{1}{s1}{s2} = real(C);
            w{j}{2}{s1}{s2} = imag(C);
        end
    end
end
y = icplx2dual2D(w,J,Fsf,sf);
```

cplx2dual2D.m

```
function w = cplx2dual2D(x, J, Faf, af)
% normalization
x = x/2;
for m = 1:2
    for n = 1:2
        [lo w{1}{m}{n}] = afb2D(x,
Faf{m}, Faf{n});
        for j = 2:J
            [lo w{j}{m}{n}] = afb2D(lo,
af{m}, af{n});
        end
        w{J+1}{m}{n} = lo;
    end
end
for j = 1:J
    for m = 1:3
        [w{j}{1}{1}{m}
w{j}{2}{2}{m}] =
pm(w{j}{1}{1}{m},w{j}{2}{2}{m});
        [w{j}{1}{2}{m}
w{j}{2}{1}{m}] =
pm(w{j}{1}{2}{m},w{j}{2}{1}{m});
    end
end
icplx2dual2D.m
function y = icplx2dual2D(w, J, Fsf, sf)
```

```

for j = 1:J
    for m = 1:3
        [w{j}{1}{1}{m}
w{j}{2}{2}{m}] =
pm(w{j}{1}{1}{m},w{j}{2}{2}{m});
        [w{j}{1}{2}{m}
w{j}{2}{1}{m}] =
pm(w{j}{1}{2}{m},w{j}{2}{1}{m});
    end
end
y = zeros(size(w{1}{1}{1}{1})*2);
for m = 1:2
    for n = 1:2
        lo = w{J+1}{m}{n};
        for j = J:-1:2
            lo = sfb2D(lo, w{j}{m}{n},
sf{m}, sf{n});
        end
        lo = sfb2D(lo, w{1}{m}{n},
Fsf{m}, Fsf{n});
        y = y + lo;
    end
end

% normalization
y = y/2;

```

Додаток Д

Лістинг коду для алгоритму з ОБ вейвлет-перетворенням

obden2s.m

```
function e = obden2s(s,x,t,m,n)
N = length(t);
for k = 1:N
    y = den2OBs(x,t(k)m,n);
    e(k) = sqrt(mean(mean((y-s).^2)));
end
```

den2OBs.m

```
function y = den2OBs(x,T,m,n)
J = 2;
w = dwt2DOB(x,J,m,n);
for j = 1:J
    for s = 1:3
        w{j}{s} = wthresh(w{j}{s},'s',T);
    end
end
```

```
y = idwt2DOB(w,J,m,n);
```

dwt2DOB.m

```
function w = dwt2DOB(x, J,m,n)
[af, df1, df2] = ob;
for q = 1:J
    for k = 0:(m-1)/3
        for j = 0:n-1
            A = [af(x[j,k])];
            B = [df1(x[j,k])];
            C = [df2(x[j,k])];
        end
    end
end
```

```
end
x=[A,B,C];
```

```
end
```

ob.m

```
function [af, df1, df2] = ob
af = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k) + x(j,3*k+1)
+ x(j,3*k+2)];
df1 = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k) -
x(j,3*k+1)];
df2 = (1/sqrt(3))*[x(j,3*k) -
x(j,3*k+2)];
```

idwt2DOB.m

```
function w = idwt2DOB(x,J,m,n)
[sf1, sf2, sf3] = iob;
for q = 1:J
    for k = 0:m-1
        for j = 0:n-1
            w = [sf1(x[j,k])
                sf2(x[j,k])
                sf3(x[j,k])];
        end
    end
end
```

```
end
```

iob.m

```
function [sf1, sf2, sf3] = iob
```

$$\text{sf1} = (1/\text{sqrt}(3)) * [A(j,k) + B(j,k) + C(j,k)];$$

$$\text{sf2} = (1/\text{sqrt}(3)) * [A(j,k) - 2*B(j,k) + C(j,k)];$$

$$\text{sf3} = (1/\text{sqrt}(3)) * [A(j,k) + B(j,k) - 2*C(j,k)];$$

ABSTRACT

Digital filtering of noisy signals and images is important when solving a wide range of scientific and technical problems. Such problems arise in particular in communications technology to improve the quality of reception of transmitted messages [28 – 29].

The basis of the filtration are the algorithms of analysis and synthesis of signals, in particular by means of spectral transformations and wavelets. The use of digital wavelet transform (DVB) for digital filtering of signals and images is a more promising approach compared to Fourier transformation due to the ability to effectively eliminate localized interference. In contrast to the traditionally used Fourier transform signals, the wavelet transform provides a two-dimensional scan of the investigated one-dimensional signal, with frequency and coordinate considered as independent variables. As a result, it is possible to analyze the properties of the signal simultaneously in the physical (time, coordinate) and in frequency spaces [21].

Particularly promising is the use of wavelet transformation to filter out a noisy image that is taken off using CCTV cameras in automatic identification of license plates. In order to increase the brightness of the image, for example, when shooting at night, the ISO sensitivity parameter is increased - this is a characteristic of a digital camera that detects the sensitivity of the sensor to light. Expressed in units of ISO, which were adopted in a still photograph and were transferred to digital for convenience.

In a digital photo under the photosensitivity, the transmitting function of the whole system is understood, including the matrix, preamplifier and ADC algorithms. For digital cameras and transmitting cameras based on similar matrices, units of ISO are not used, and the light sensitivity is expressed in the minimum illumination of the subject in suites , which allows receiving images with a permissible noise level [2, 3]. In some cases, the sensitivity of the camcorder is expressed in minimum illumination at a certain level of signal strength in decibels [4].

Existing methods of filtering today do not always provide the quality of the image necessary for use in automobile number recognition systems.

Connection of work with scientific programs, plans, themes

Thesis is executed at the department of industrial electronics of NTUU "KPI" named after. Igor Sikorsky according to the tasks of the state budget theme of the Ministry of Education and Science of Ukraine "Theoretical principles of processing of discrete functions with modular argument and their use for monitoring of human biotelemetric indices in emergency situations" (DR No. 0115U000352) .

The aim of the work is to develop a method and algorithm for filtering to improve the quality of image filtration for recognizing the license plate of cars.

To achieve this goal you need to solve the following tasks:

1. Analyze existing image filtering methods to date.
2. Evaluate the possibility of using a wavelet transform in an oriented basis for filtering an image obtained from a video surveillance camera.
3. Compare OB with other methods based on wavelet transformation.

As a result, wavelet transformation filtering algorithms will be developed, which will remove the noise from the image, while almost not distorting the contours of the represented objects and their detail. They also effectively filter out noise with spectra other than white.

The object of research is the phenomenon of digital noise, which arises due to poor shooting conditions and imperfect shooting equipment.

The subject of the study is the filtering of noise such as white noise using a wavelet transform in a focused basis.

Research methods. To achieve the goal, several methods based on wavelet transformation were used: wavelet transformation Haar, dual wavelet transform , dual-complex wavelet transformation and wavelet transformation in a focused basis.

Scientific novelty of the obtained results:

1. For the first time, a method for filtering images based on wavelet transformation in an oriented basis, which provides high-quality filtration from noise without significant distortion of image details, is proposed.
2. For the first time, a comparison of the proposed method and known filtration methods for one image with different methods of assignment was performed in threshold of the functions and various threshold values for the purpose of selecting the most suitable to address the quality of image filtering.

The practical value of the results obtained:

1. The algorithms of filtration, which are based on methods of wavelet transformation, are also developed Haar, dual, thought-complex wavelet transformation and OB transformation.
2. It is shown that the new method of image filtering based on wavelet transformation in the oriented basis can be effectively used in systems of automatic recognition of automobile license plates.

Master student's personal contribution

A comparison of several image-filtration methods based on wavelet transformation has been performed. The prospect of using the OB conversion for the filtration of digital images taken by the CCTV camera used in the system of automatic identification of automobile license plates is shown.

Approbation of the results of the dissertation.

The main results of the work were reported and discussed at the X International Scientific and Technical Conference of Young Scientists "Electronics - 2017" (Kiev, Ukraine, 2017).

Publications. The main content of the dissertation is reflected in 2 scientific papers: 1. Melnichenko OL, Panchenko MV - "Using wavelet transforms for image processing". - X INTERNATIONAL SCIENTIFIC-TECHNICAL CONFERENCE OF YOUNG SCIENTISTS "ELECTRONICS-2017" Collection of articles, Art. 269-272. 2. Tereshchenko T.O., Yamnenko Yu.S., Melnichenko OL, Panchenko M.V. -

"Wavelet transform for filtering images from surveillance cameras". - Scientific journal "Scientific notes of TNU named after VI Vernadsky Series: Technical Sciences », Volume 29 (68) No. 3 2018 Part 2, Art. 14-18

Structure and volume of dissertation work.

Dissertational work consists of introduction, four sections, conclusions, list of used literary sources, applications.

The first section is devoted to the review of existing methods for filtering digital images and the peculiarities of their application for the task of recognizing license plates. The second section discusses filtering techniques based on wavelet transformations that were used to achieve the goal. The third section is devoted to the implementation of the methods in Matlab environment and analysis of the results. The fourth section is devoted to the application of the developed method of filtration in the system of automatic recognition of automobile license plates.

The total volume is 111 pages, including 86 pages of the main text. The work contains 31 figures and 20 tables, 5 annexes and a list of used sources from 33 titles.

A filter based on a wavelet transform in an oriented basis

The feature of the wavelet transform in the oriented basis is the use of three different filters, so the decomposition of the original function will be performed in three types of coefficients:

$$\begin{aligned} s_{j-1,k} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} + s_{j,3k+1} + s_{j,3k+2}]; \\ d_{j-1,k}^{(1)} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+1}]; \\ d_{j-1,k}^{(2)} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+2}]. \end{aligned}$$

The calculation is an iterative procedure in which the analysis of the function is performed at different levels of decomposition with a gradual extension of the viewing interval from the minimum, which includes three readings, to a maximum, equal to the interval of definition of the function.

Similarly, wavelet transformation Haar we apply the step of direct conversion to each line, and then the column of the matrix of the image.

The resulting wavelet coefficients are compared with one of two variants of the threshold function:

1) hard:

$$v(u) = \begin{cases} u, & |u| \geq C, \\ 0, & |u| < C. \end{cases}$$

2) soft:

$$v(u) = \begin{cases} u - C, & u \geq C, \\ u + C, & u \leq -C, \\ 0, & |u| \leq C. \end{cases}$$

where $v(u)$ - new value of the factor u , C - threshold value.

In doing so, the large-modulus (most significant) wavelet coefficients remain unchanged, and small ones are reset. Then using the obtained wavelet coefficients the formulas for the inverse transformation receive a filtered image.

SPI reverse centuries idnoshennya transformation are determined by the coefficients decomposition (1) as:

$$\begin{aligned} s_{j,3k} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}]; \\ s_{j,3k+1} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} - 2d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}]; \\ s_{j,3k+2} &= \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} - 2d_{j-1,k}^{(2)}]. \end{aligned} \tag{1}$$

Thus, the calculation is an iterative procedure in which the analysis of the function is carried out at different levels of decomposition with a gradual extension of the viewing interval from the minimum, which includes three readings, to the maximum, equal to the interval of definition of the function [5].

COMPARISON OF METHODS OF FILTRATION

In the Matlab software environment, the dependencies of the root-mean-square error from threshold level for wavelet transforms were obtained. Haar, wavelet

transform in an oriented basis, dual and dual-complex wavelet transformation in two methods of assignment threshold function: soft and hard. On Fig. 6. The results of simulation of these methods for a soft method of assignment are presented threshold function.

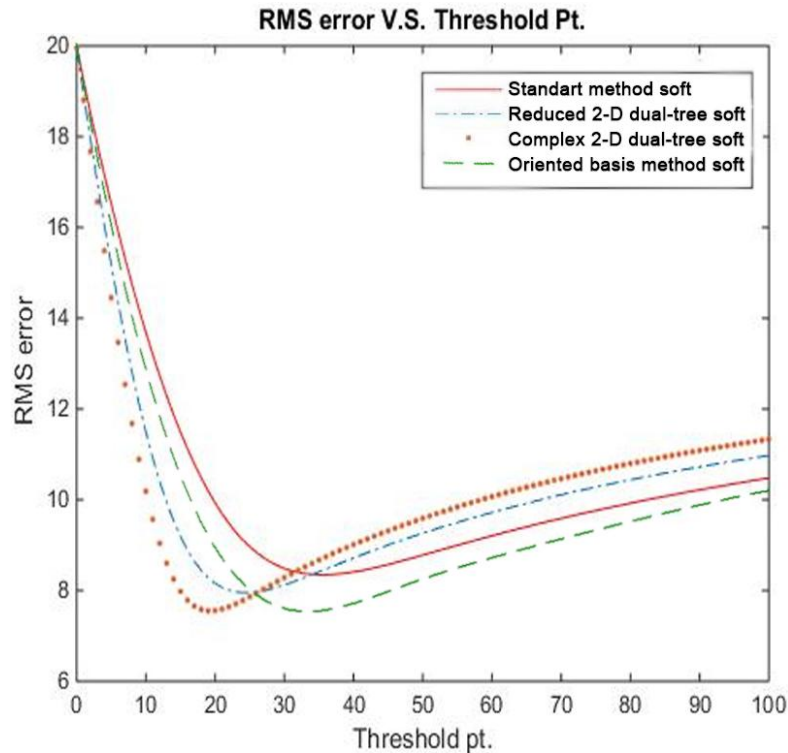


Fig.6. Dependencies of mean square error from threshold level for soft method of assignment threshold function, where: solid line - wavelet transformation Haar , dotted line - wavelet transformation in the oriented basis; dashed-dotted line - dual wavelet transform , dotted line - dual -complex wavelet transform .

From the obtained dependences we can say that the methods of dual and dual-complex wavelet transformation provide less value of the mean-square error with threshold values about 25. If we take more threshold value then the wavelet transform in the oriented basis gives a better result.

The results obtained can be explained by the fact that the method of the DCFR has a better orientation and distinguishes, unlike the Haar, the direction of 45° and 135° , which contributes to the better processing of the diagonal boundaries of the parts in the image, but with threshold values of 25 and more, together with noise, begin more important image details are filtered out.

In contrast to the Haar transform, dual wavelet transforms are better adapted to the local features of the image, but when the threshold value increases, it begins to filter out a useful signal with noise.

It should be noted that with an increase in the threshold level of more than 25 wavelet transformations in the oriented basis has the least value of the mean square error, which indicates the best quality of filtration.

In Fig. 7. The results of simulation of these methods for hard typing methods are presented threshold function.

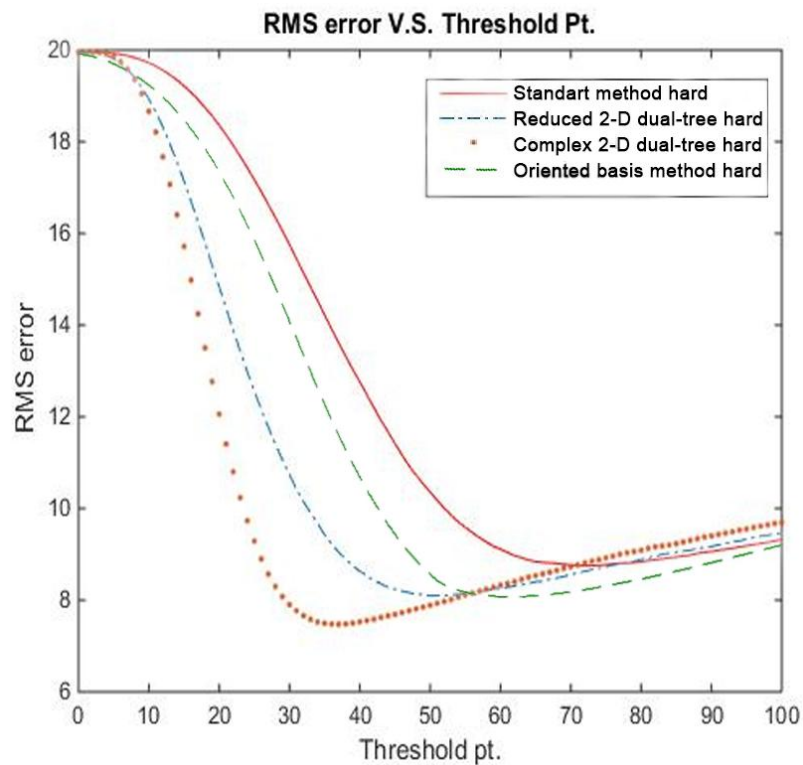


Fig.7. Dependencies of the mean square error from the threshold level for a hard way of assigning threshold function, where: solid line - wavelet transformation Haar , dotted line - wavelet transform in the oriented basis, dashed-dotted line - dual wavelet transform , dotted line - dual - complex wavelet transformation .

From the dependencies found, we can say that with a rigorous method of assignment the threshold function of the dual and dual-complex wavelet transform methods have a better quality of filtration than wavelet transformation Haar and wavelet transformation in a focused basis. When increasing the threshold to 55 and

above, the methods of dual and ducal-complex wavelet transforms give a worse result than wavelet transformation oriented basis, and when increasing the threshold to 70 inferior as a wavelet transform Haar.

Table 1 shows the minimum value of the mean square error of the investigated methods and the threshold value at which it is achieved for two variants of the assignment threshold function.

Table 1

Parameters Methods	A soft way to set the threshold		A rigorous way to set the threshold	
	Threshold value	RMSE %	Threshold value	RMSE%
VP Haar	35	8	70	9
About transformation	30	7	55	8
Dual VP	25	8	50	8.5
DKVP	20	7.5	35	7.5

From the obtained table it can be said that the methods of wavelet filtration, which were investigated in this paper, have almost the same value as the minimum mean square error, but for dual and dual-complex methods they are achieved at lower threshold values.

Looking at Figures 6 and 7 you can see some regularity: all received graphs start from one point on the axis of the mean square error - it is artificially created white noise, which provides a square root error of 20%; Further, with the increase of the threshold level, the mean-square error falls to some minimum (for each method it is different) - this means that for this method the optimal filtration threshold is reached; then the mean square error begins to increase again - this is due to the fact that with the increase of the threshold filtering of more significant wavelet coefficients, which contain important details of the image.

Practical application of the filtration method

The method of filtration based on a wavelet transform in a targeted basis will be used to upgrade the automobile number recognition system. The scheme of constructing such a system is shown in Fig. 4.1. It includes the following components:

1. Cameras;
2. Viewing cameras;
3. Scheme for car number recognition and digitization;
4. Database server "Kodos";
5. Server for storing video;
6. User Client;
7. Switch for communication between servers and the client of the user.

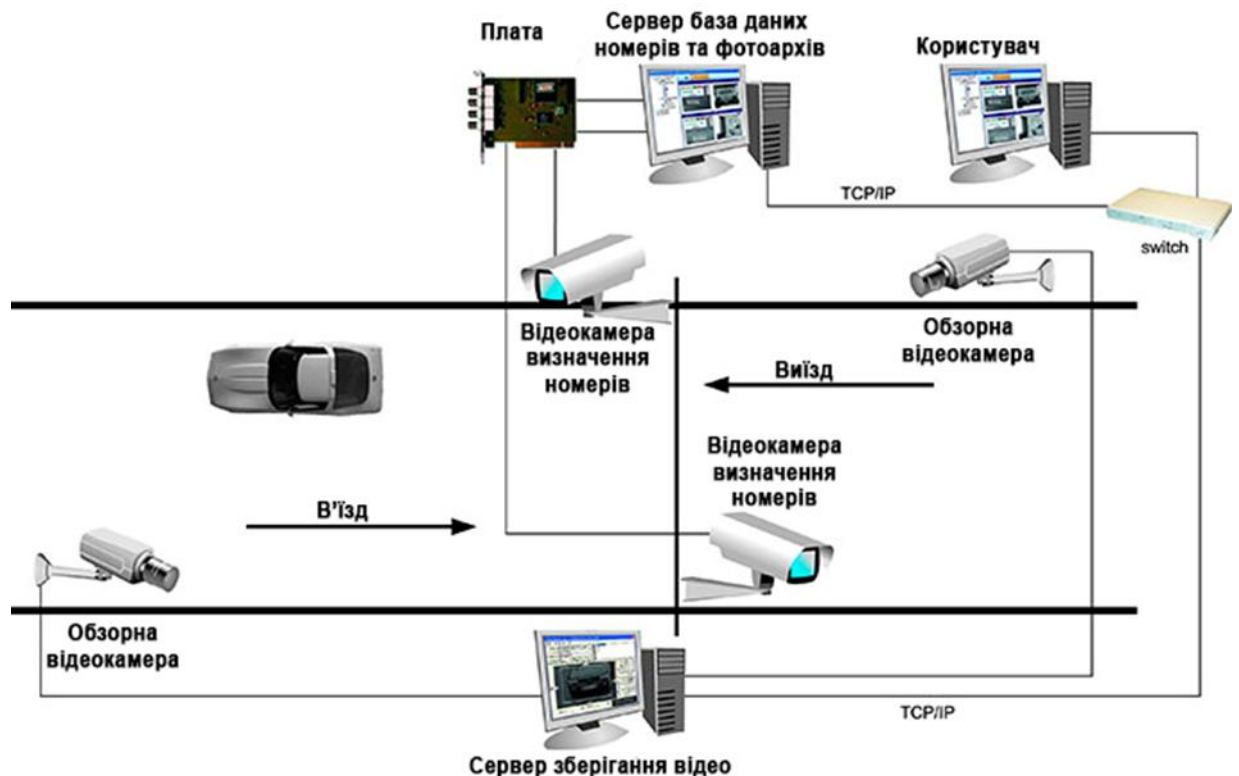


Fig. 4.1. Scheme of building a number recognition system

After contact plate in the field of view camera takes a picture identification numbers, which subsequently digitized using video capture board that transmits the data to the database server. After recognizing the number the system compares it with the list of permitted numbers and decides on the passage of the car. The camera can get more detailed information after passing vehicle. Videos from observation cameras are stored on a separate server. To communicate between servers and the user client, they are connected to each other using a LAN switch.

Conclusions

Digital noise filtering was simulated based on wavelet transform Haar, wavelet transformation in the oriented basis, dual and dual-complex wavelet transformation using different options of the assignment threshold function.

As a result, the dual and dual-complex wavelet transforms showed better filtering results at small threshold values: for a soft method of assignment the threshold function - up to 25, and for the hard one - up to 55. When the above threshold values are exceeded, the best result is filtration using a wavelet transform in an oriented basis.

The modernization of the software of the number recognition system was carried out by using the wavelet transformation for the image filtering, which allowed to obtain a clearer image, especially in conditions of insufficient lighting and noise occurring both in the camera's matrix itself and in the data channels. Thus, the quality of the filtration was improved by 7% based on the obtained values of the mean square error. Unlike conventional filtration methods, the OB conversion does not distort the boundaries of the image, which is very important in the algorithm of character recognition.